

**HALAMAN JUDUL**

**PEMODELAN *GENERALIZED SPACE TIME*  
*AUTOREGRESSIVE WITH EXOGENOUS VARIABLE*  
(GSTARX)  $(p_1)(b, r, s)$  PADA EKSPOR TIGA PROVINSI DI  
PULAU JAWA**

**SKRIPSI**

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Statistika

Oleh:

**FIDIYAH NAHDLIYAH**

**145090507111002**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2018**

# HALAMAN PENGESAHAN SKRIPSI

## PEMODELAN *GENERALIZED SPACE TIME* *AUTOREGRESSIVE WITH EXOGENOUS VARIABLE* (GSTARX) $(p_1)(b, r, s)$ PADA EKSPOR TIGA PROVINSI DI PULAU JAWA

Oleh:  
**FIDIYAH NAHDLIYAH**  
**145090507111002**

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji pada tanggal  
16 Juli 2018 dan dinyatakan memenuhi syarat untuk  
memperoleh gelar Sarjana Statistika

Dosen Pembimbing

**Ir.Heni Kusdarwanti, MS**  
**NIP. 196112081987012001**

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Statistika  
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

**Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc., Ph.D.**  
**NIP. 197603281999032001**

**LEMBAR PERNYATAAN**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Fidiyah Nahdliyah  
NIM : 145090507111002  
Jurusan : Statistika  
Penulis Skripsi berjudul :

**PEMODELAN *GENERALIZED SPACE TIME*  
*AUTOREGRESSIVE WITH EXOGENOUS VARIABLE*  
(GSTARX)  $(p_1)(b, r, s)$  PADA EKSPOR TIGA PROVINSI DI  
PULAU JAWA**

Dengan ini menyatakan bahwa:

1. Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termasuk di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.
2. Apabila dikemudian hari ternyata Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 16 Juli 2018  
Yang menyatakan,

**Fidiyah Nahdliyah**  
**NIM. 145090507111002**

**PEMODELAN *GENERALIZED SPACE TIME*  
*AUTOREGRESSIVE WITH EXOGENOUS VARIABLE*  
(GSTARX) ( $p_1$ )( $b, r, s$ ) PADA EKSPOR TIGA PROVINSI DI  
PULAU JAWA**

**ABSTRAK**

Data ekspor merupakan salah satu data deret waktu pada bidang ekonomi. Selain terkandung unsur waktu, data ekspor juga dipengaruhi oleh lokasi (spasial). Model gabungan keterkaitan antar waktu dan lokasi disebut juga dengan model *space-time*. Pemodelan *space-time* salah satunya adalah model GSTAR yang kemudian dikembangkan dengan menambahkan variabel eksogen skala metrik yakni variabel impor. Model tersebut dikenal dengan model GSTARX. Tujuan penelitian ini adalah memperoleh model GSTARX yang sesuai dan mengetahui hasil peramalan lima bulan kedepan pada data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa. Tiga provinsi di Pulau Jawa antara lain Provinsi Jawa Timur, Jawa Tengah dan Jawa Barat. Pendugaan parameter yang digunakan pada model GSTARX ini adalah metode SUR. Berdasarkan hasil analisis pemodelan GSTARX yang sesuai untuk data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa adalah model GSTARX ( $[5]_1$ )(0,1,13) dengan penerapan bobot lokasi normalisasi korelasi silang. Sedangkan, hasil peramalan lima bulan kedepan pada data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa tidak mengikuti pola data aktualnya dan memiliki nilai MAPE yang besar. Dapat dikatakan hasil peramalan menggunakan model GSTARX kurang sesuai apabila diterapkan pada data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa. Hal ini disebabkan adanya indikasi model non-linier pada model GSTARX. Sehingga, menimbulkan efek tidak terpenuhinya asumsi *white noise* dan distribusi normal multivariat pada model GSTARX ( $[5]_1$ )(0,1,13).

**Kata Kunci:** Ekspor, GSTARX, Normalisasi Korelasi Silang, Peramalan.

# MODELING OF *GENERALIZED SPACE TIME AUTOREGRESSIVE WITH EXOGENOUS VARIABLE* (GSTARX) $(p_1)(b,r,s)$ TO EXPORT THREE PROVINCES IN JAVA ISLAND

## ABSTRACT

Export data is one of the time series data in the economic field. In addition to the time element, export data is also affected by the location (spatial). The combined model of time and location linkages is also called the space-time model. Space-time modeling one of them is GSTAR model which then developed by adding exogenous variable of metric scale that is import variable. The model is known as the GSTARX model. The purpose of this research is to obtain the appropriate GSTARX model and to know the five month forecasting result in the export data of three provinces in Java Island. Three provinces in Java include East Java, Central Java and West Java. The parameter estimation used in this GSTARX model is the SUR method. Based on the result of GSTARX modeling analysis which is suitable for export data of three provinces in Java is GSTARX  $([5_1])(0,1,13)$  with weighted cross-normalization location application. Meanwhile, forecasting results for the next five months on the export data of three provinces in Java did not follow the actual data pattern and has a large MAPE value. It can be said that the result of forecasting using GSTARX model is less suitable when applied to export data of three provinces in Java Island. This is due to the indication of non-linear model in GSTARX model. Thus, the effect of non-fulfillment of white noise assumptions and multivariate normal distribution on the GSTARX model  $([5_1])(0,1,13)$ .

**Keywords:** Export, GSTARX, Cross Correlation Normalization, Forecasting

## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga skripsi yang berjudul **Pemodelan *Generalized Space Time Autoregressive with Exogenous Variable (GSTARX)* ( $p_1$ )( $b, r, s$ ) pada Ekspor Tiga Provinsi di Pulau Jawa** dapat terselesaikan dengan baik.

Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat perkuliahan Jurusan Statistika. Selama penyusunan skripsi ini, Penulis telah mendapatkan banyak bantuan dari berbagai pihak, sehingga pada kesempatan ini Penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Ibu Ir. Heni Kusdarwati, MS selaku Dosen Pembimbing atas bimbingan, kritik, saran, dan kesabaran yang telah diberikan kepada Penulis dalam penyusunan skripsi.
2. Ibu Dr. Ir. Atiek Iriany, MS selaku Dosen Penguji I atas pengarahan dan bimbingan yang telah diberikan.
3. Bapak Samingun Handoyo, S.Si., M.Cs. selaku Dosen Penguji II atas pengarahan dan bimbingan yang telah diberikan.
4. Bapak Achmad Efendi, Ph.D selaku Ketua Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Brawijaya.
5. Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc., Ph.D selaku Ketua Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Brawijaya.
6. Semua dosen, staf dan karyawan Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Brawijaya.
7. Keluarga tercinta, Abi, Ummi, dan Dela atas kasih sayang, dukungan dan do'a yang diberikan selama ini kepada Penulis.
8. Sahabat-sahabat tersayang GENGS, Seminar Squad, Kunyuks dan Loly Land atas dukungan dan do'a yang diberikan selama ini kepada Penulis.
9. Teman-teman STATISTIKA angkatan 2014 dan semua pihak yang telah membantu dalam penulisan skripsi ini, yang tidak dapat Penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki banyak kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun guna tersusunnya skripsi yang baik dan benar. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak.

Malang, Juli 2018

Penulis



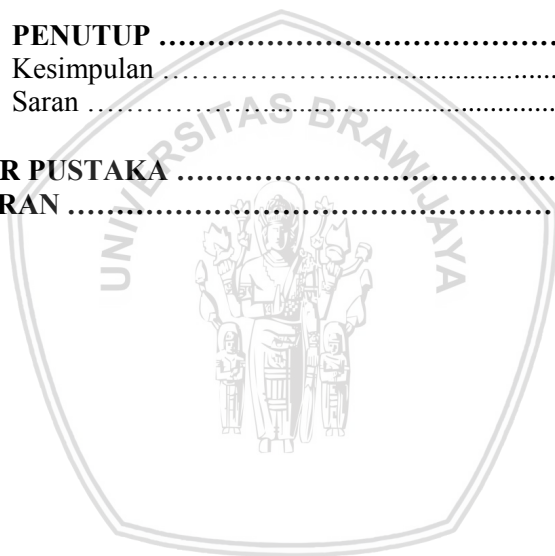
## DAFTAR ISI

	Hal.
<b>HALAMAN JUDUL .....</b>	<b>i</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN SKRIPSI .....</b>	<b>ii</b>
<b>LEMBAR PERNYATAAN .....</b>	<b>iii</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>iv</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>v</b>
<b>KATA PENGANTAR .....</b>	<b>vi</b>
<b>DAFTAR ISI .....</b>	<b>viii</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR .....</b>	<b>xii</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN .....</b>	<b>xiii</b>
 <b>BAB I PENDAHULUAN .....</b>	 <b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	4
1.3 Tujuan Penelitian .....	4
1.4 Batasan Masalah .....	4
1.5 Manfaat Penelitian .....	5
 <b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....</b>	 <b>7</b>
2.1 Deret Waktu .....	7
2.2 Model Spasial .....	7
2.3 Autokorelasi Spasial .....	8
2.4 Stasioneritas Deret Waktu .....	8
2.4.1 Stasioneritas terhadap Ragam .....	9
2.4.2 Stasioneritas terhadap Rata-Rata .....	10
2.5 <i>Cross Correlation Function</i> (CCF) .....	12
2.6 Model <i>Vector Autoregressive</i> (VAR) .....	13
2.7 Model <i>Generalized Space Time Autoregressive</i> (GSTAR) .....	15
2.8 Penentuan Bobot Lokasi .....	16
2.8.1 Bobot Lokasi Seragam .....	16
2.8.2 Bobot Lokasi Invers Jarak .....	16
2.8.3 Bobot Lokasi Normalisasi Korelasi Silang .....	17



	Hal.
2.9 Model <i>Generalized Space Time Autoregressive with Exogenous Variable</i> (GSTARX) ( $p_{\lambda_p}$ )( $b, r, s$ ) .....	18
2.10 Identifikasi Model GSTARX ( $p_{\lambda_p}$ )( $b, r, s$ ) .....	19
2.10.1 <i>Matrix Autocorrelation Function</i> (MACF) .....	19
2.10.2 <i>Matrix Partial Autocorrelation Function</i> (MPACF) .....	21
2.10.3 Bobot Respon Impulse .....	22
2.11 Pendugaan Parameter Model GSTARX .....	25
2.12 Uji Diagnostik Model GSTARX .....	26
2.12.1 Uji <i>White Noise</i> .....	26
2.12.2 Uji Normalitas Multivariat .....	27
2.13 Pemilihan Model Terbaik .....	28
2.14 Peramalan Model GSTARX .....	29
2.15 Tinjauan Non Statistika .....	30
2.15.1 Perdagangan Internasional .....	30
2.15.2 Ekspor .....	30
2.15.3 Impor .....	32
<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>35</b>
3.1 Sumber Data .....	35
3.2 Analisis Data .....	35
3.3 Diagram Alir Penelitian .....	37
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>39</b>
4.1 Karakteristik Data .....	39
4.1.1 Karakteristik Data Ekspor Tiga Provinsi di Pulau Jawa ...	39
4.1.2 Karakteristik Data Impor Tiga Provinsi di Pulau Jawa .....	41
4.1.3 Karakteristik Ekspor-Impor Provinsi Jawa Timur .....	43
4.1.4 Karakteristik Ekspor-Impor Provinsi Jawa Tengah .....	43
4.1.5 Karakteristik Ekspor-Impor Provinsi Jawa Barat .....	44
4.2 Korelasi Spasial .....	45
4.2.1 Ekspor antar Lokasi .....	45
4.2.2 Impor antar Lokasi .....	46
4.3 Pengujian Stasioneritas Ragam dan Rata-Rata .....	46
4.3.1 Stasioneritas terhadap Ragam .....	46
4.3.2 Stasioneritas terhadap Rata-Rata .....	48
4.4 <i>Cross Correlation Function</i> (CCF) .....	49

	Hal.
4.5	Identifikasi Model GSTARX ..... 51
4.5.1	Identifikasi Model GSTAR ..... 51
4.5.2	Identifikasi Model Bobot <i>Respon Impulse</i> ( $b, r, s$ ) ..... 52
4.6	Penentuan Bobot Lokasi Normalisasi Korelasi Silang ..... 55
4.7	Pendugaan Parameter Model GSTARX ..... 55
4.8	Pengujian Diagnostik Model GSTARX ..... 57
4.8.1	Uji <i>White Noise</i> ..... 57
4.8.2	Uji Normal Multivariat ..... 58
4.9	Peramalan Model GSTARX ..... 58
<b>BAB V</b>	<b>PENUTUP ..... 63</b>
5.1	Kesimpulan ..... 63
5.2	Saran ..... 63
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	<b>..... 65</b>
<b>LAMPIRAN</b>	<b>..... 69</b>



## DAFTAR TABEL

	Hal.
Tabel 2.1 Nilai $\lambda$ dan Bentuk Transformasi .....	9
Tabel 2.2 Tipe bobot respon impulse untuk $r = 0$ .....	23
Tabel 2.3 Tipe bobot respon impulse untuk $r = 1$ .....	23
Tabel 2.4 Tipe bobot respon impulse untuk $r = 2$ .....	24
Tabel 4.1 Statistik Deskriptif Data Ekspor .....	39
Tabel 4.2 Statistik Deskriptif Data Impor .....	41
Tabel 4.3 Korelasi <i>Pearson</i> pada Data Ekspor antar Lokasi .....	45
Tabel 4.4 Korelasi <i>Pearson</i> pada Data Impor antar Lokasi .....	46
Tabel 4.5 Nilai lambda dan Bentuk Transformasi Box-Cox Data Ekspor .....	47
Tabel 4.6 Nilai lambda dan Bentuk Transformasi Box-Cox Data Impor .....	47
Tabel 4.7 Uji <i>Dickey-Fuller</i> (DF) pada Data Ekspor .....	48
Tabel 4.8 Uji <i>Dickey-Fuller</i> (DF) pada Data Impor .....	49
Tabel 4.9 Identifikasi Orde VAR untuk GSTAR dengan Nilai AIC .....	52
Tabel 4.10 Model GSTARX .....	54
Tabel 4.11 Pendugaan Parameter Model GSTAR ( $[5]_1$ ) .....	55
Tabel 4.12 Pendugaan Parameter Bobot Respon Impulse .....	55
Tabel 4.13 Hasil Uji <i>Portmanteau</i> .....	57
Tabel 4.14 Hasil Uji <i>Jarque-Bera</i> .....	58
Tabel 4.15 Bentuk Transformasi dan Transformasi Balik .....	59
Tabel 4.16 Perbandingan Data Aktual dan Ramalan .....	61
Tabel 4.17 Nilai MAPE .....	62

## DAFTAR GAMBAR

	Hal.
Gambar 3.1 Diagram Alir Pemodelan GSTARX .....	37
Gambar 4.1 Plot Deret Waktu Data Ekspor .....	40
Gambar 4.2 Plot Deret Waktu Data Impor .....	42
Gambar 4.3 Plot Deret Waktu Data Ekspor-Impor di Provinsi Jawa Timur .....	43
Gambar 4.4 Plot Deret Waktu Data Ekspor-Impor di Provinsi Jawa Tengah .....	44
Gambar 4.5 Plot Deret Waktu Data Ekspor-Impor di Provinsi Jawa Barat .....	45
Gambar 4.6 Plot CCF Impor Jawa Timur ( $X_1$ ) dengan Ekspor Jawa Timur ( $Z_1$ ) .....	49
Gambar 4.7 Plot CCF Impor Jawa Tengah ( $X_2$ ) dengan Ekspor Jawa Tengah ( $Z_2$ ) .....	50
Gambar 4.8 Plot CCF Impor Jawa Barat ( $X_3$ ) dengan Ekspor Jawa Barat ( $Z_3$ ) .....	51
Gambar 4.9 Plot MPACF pada Data Ekspor Tiga Provinsi di Pulau Jawa .....	52
Gambar 4.10 Grafik Bobot Respon Impulse untuk Impor Jawa Timur ( $X_1$ ) dan Ekspor Jawa Timur ( $Z_1$ ) .....	53
Gambar 4.11 Grafik Bobot Respon Impulse untuk Impor Jawa Tengah ( $X_2$ ) dan Ekspor Jawa Tengah ( $Z_2$ ) .....	53
Gambar 4.12 Grafik Bobot Respon Impulse untuk Impor Jawa Barat ( $X_3$ ) dan Ekspor Jawa Barat ( $Z_3$ ) .....	54
Gambar 4.13 Hasil Perbandingan Data Aktual dan Ramalan di Jawa Timur .....	59
Gambar 4.14 Hasil Perbandingan Data Aktual dan Ramalan di Jawa Tengah .....	60
Gambar 4.15 Hasil Perbandingan Data Aktual dan Ramalan di Jawa Barat .....	60

## DAFTAR LAMPIRAN

	Hal.
Lampiran 1. Data Ekspor (dalam Juta US\$) Tiga Provinsi di Pulau Jawa .....	69
Lampiran 2. Data Impor (dalam Juta US\$) Tiga Provinsi di Pulau Jawa .....	70
Lampiran 3. Plot Data Ekspor dan Impor Tiga Provinsi di Pulau Jawa .....	71
Lampiran 4. Korelasi <i>Pearson</i> Ekspor dan Impor Tiga Provinsi di Pulau Jawa .....	73
Lampiran 5. Plot <i>Box-Cox</i> Ekspor dan Impor Tiga Provinsi di Pulau Jawa .....	74
Lampiran 6. Uji <i>Dickey Fuller</i> Ekspor dan Impor Tiga Provinsi di Pulau Jawa .....	76
Lampiran 7. <i>Output VARMA</i> .....	78
Lampiran 8. Nilai Korelasi Silang Variabel Ekspor dan Impor ....	81
Lampiran 9. Perhitungan Bobot Lokasi Normalisasi Korelasi Silang .....	84
Lampiran 10. Coding Pendugaan Parameter Model GSTARX .....	87
Lampiran 11. Uji Jarque-Bera Multivariat .....	89

**PEMODELAN *GENERALIZED SPACE TIME*  
*AUTOREGRESSIVE WITH EXOGENOUS VARIABLE*  
(GSTARX)  $(p_1)(b, r, s)$  PADA EKSPOR TIGA PROVINSI DI  
PULAU JAWA**

**SKRIPSI**

**Oleh:  
FIDIYAH NAHDLIYAH  
145090507111002**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2018**

## BAB I PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Model *space time* merupakan suatu model yang menggabungkan keterkaitan antar waktu dan lokasi. Model *space time* pertama kali diperkenalkan oleh Cliff dan Ord (1975) dimana dalam menggambarkan faktor lokasi pada model *space time* digunakan matriks bobot lokasi. Pfeifer dan Deutsch (1980) mengkaji lebih lanjut model *space time* dalam bentuk model *Space Time Autoregressive* (STAR). Pada model STAR nilai parameter yang dihasilkan hanya berlaku hanya pada lokasi yang homogen dan kurang sesuai jika diterapkan pada lokasi yang heterogen. Borovkova, Lopuhaa dan Ruchjana (2002) melakukan pengembangan model STAR untuk mengatasi lokasi yang bersifat heterogen dengan menggunakan model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR). Banyak para peneliti menggunakan model GSTAR untuk menganalisis suatu kasus diantaranya Ruchjana (2002), Wutsqa dan Suhartono (2010), Wutsqa, Suhartono dan Sutijo (2012), sedangkan untuk aplikasi model GSTAR diantaranya dilakukan oleh Faizah dan Setiawan (2013), Ardianto (2014).

Perbedaan antara model STAR dan GSTAR terletak pada penentuan bobot lokasi. Pada model STAR mengasumsikan bahwa bobot setiap lokasi sama, sedangkan model GSTAR memiliki beberapa metode penentuan bobot lokasi. Menurut Suhartono dan Subanar (2006) metode yang dapat digunakan untuk menentukan pembobot lokasi dalam model GSTAR yaitu bobot lokasi seragam, biner, invers jarak, dan normalisasi korelasi silang. Pada penelitian ini, penulis menggunakan bobot lokasi normalisasi korelasi silang. Bobot lokasi normalisasi korelasi silang merupakan hasil normalisasi korelasi silang antar lokasi ke- $i$  dan ke- $j$  pada  $lag$  waktu ke- $k$ . Pembobot ini tidak memberikan syarat tertentu, seperti bergantung pada jarak antar lokasi.

Selain memiliki keterkaitan antara waktu dan lokasi, model *space time* juga dapat dipengaruhi faktor lain atau variabel eksogen. Penambahan variabel eksogen ini berguna untuk menambah informasi dan meningkatkan akurasi pemodelan atau peramalan suatu variabel. Pemodelan GSTAR dengan menambah variabel eksogen dikenal

dengan model GSTARX. Variabel eksogen dalam deret waktu terbagi dalam dua skala, yaitu skala metrik dan skala non metrik. Skala metrik (interval atau rasio) dikenal dengan fungsi transfer (Box, Jenkins, dan Reinsel, 2008), sedangkan skala non metrik (nominal atau ordinal) terdiri dari intervensi (Bowerman dan O'Connell, 1993) dan variasi kalender (Liu, 1980).

Pemodelan GSTAR dengan menambahkan variabel eksogen pernah dilakukan oleh Agung Setiawan Prasetya (2017) di mana pemodelan GSTARX ini menggunakan variabel eksogen dengan skala metrik dan non metrik. Pemodelan tersebut diterapkan pada data inflasi di Kalimantan, di mana skala metrik yang digunakan adalah data curah hujan yang tidak dipengaruhi oleh bobot lokasi. Penelitian dengan model GSTARX menggunakan skala non metrik juga pernah dilakukan oleh Oktanidya (2015), Kurnia, Setia dan Rahayu, (2015), Ditago dan Suhartono (2015), Mubarak dan Suhartono (2015), dan Hapsari (2017).

Metode estimasi yang digunakan pada model GSTARX adalah *Generalized Least Square* (GLS) yaitu metode estimasi model persamaan *Seemingly Unrelated Regression* (SUR). Pada metode SUR, keterkaitan antar variabel respon dapat diakomodasi dengan membentuk matriks ragam peragam galat, sedangkan metode estimasi *Ordinary Least Square* (OLS) mengasumsikan matriks ragam peragam galat konstan. Asumsi tersebut kurang tepat digunakan untuk model multivariat yang terdiri dari beberapa persamaan yang berkorelasi karena ragam peragam galat yang dihasilkan akan lebih besar dan tidak memenuhi syarat sebagai pendugaan yang baik. Metode SUR digunakan untuk mengatasi kelemahan metode estimasi OLS (Iriany, dkk., 2013).

Penerapan model GSTARX dilakukan oleh, Suhartono dkk., (2015) pada model GSTARX-GLS untuk meramalkan inflasi di empat kota besar di Jawa Timur, yaitu Surabaya, Malang, Jember, dan Kediri dengan menggunakan variabel eksogen skala non metrik berupa kenaikan harga bahan bakar minyak dan libur Idul Fitri. Penelitian oleh Rachmawansah (2017) juga menerapkan model GSTARX-SUR dengan pembobot normalisasi korelasi silang dan normalisasi *cross-covariance*. Model ini digunakan untuk meramalkan jumlah penumpang pelayaran dalam negeri menggunakan variabel eksogen skala non metrik berupa intervensi dan variasi kalender.



Indonesia merupakan Negara kepulauan terbesar di dunia yang memiliki jumlah pulau sebanyak 17.508 pulau dengan 34 provinsi. Lima pulau terbesar diantaranya adalah Pulau Papua, Pulau Kalimantan, Pulau Sumatera, Pulau Sulawesi, dan Pulau Jawa. Pulau Jawa merupakan pulau yang memiliki penduduk terpadat, hal ini dikarenakan Pulau Jawa menjadi pusat pertumbuhan ekonomi nasional.

Pertumbuhan ekonomi merupakan perkembangan kegiatan dalam perekonomian yang menyebabkan produksi barang dan jasa dalam masyarakat bertambah dan kemakmuran masyarakat meningkat. Salah satu peran penting dalam pertumbuhan ekonomi yakni ekspor. Ekspor dapat menyuplai anggaran negara melalui pendapatan dan mata uang asing yang dapat digunakan untuk memperbaiki infrastruktur dan menciptakan iklim investasi yang menarik (Mohsen, 2015). Selain itu, ekspor juga memiliki peran penting dalam mengembangkan pasar produk dalam negeri. Peran tersebut adalah meningkatkan persaingan yang mendorong suatu negara untuk meningkatkan produksi dan menggunakan teknologi baru dalam proses produksinya.

Pengutamaan ekspor bagi Indonesia sudah digalakkan sejak tahun 1983. Sejak saat itu, ekspor menjadi perhatian dalam memacu pertumbuhan ekonomi seiring dengan berubahnya strategi industrialisasi dari penekanan pada industri substitusi impor ke industri promosi ekspor. Kegiatan impor di Indonesia tergolong sebagai aktivitas perdagangan yang cukup penting. Kebutuhan impor tidak hanya untuk memenuhi kebutuhan konsumsi masyarakat di dalam negeri, akan tetapi juga untuk memenuhi kebutuhan input yang digunakan dalam proses produksi di dalam negeri.

Data ekspor merupakan salah satu data deret waktu pada bidang ekonomi. Pada data ekspor terkandung unsur waktu juga dipengaruhi oleh lokasi (spasial). Adanya efek spasial merupakan hal yang lazim terjadi antar wilayah yang berdekatan. Hal tersebut, dimungkinkan antar wilayah memiliki keterkaitan satu dengan lainnya (Hasbullah, 2012). Keterkaitan tersebut dicerminkan dengan adanya hubungan saling ketergantungan dalam memenuhi kebutuhan barang dan jasa. Keterbatasan infrastruktur dan kondisi geografis pada suatu wilayah akan mempengaruhi ketersediaan barang dan jasa pada wilayah lain yang tidak dapat memproduksi barang dan jasa sendiri.

Pada penelitian ini, penulis akan melakukan pemodelan dan peramalan ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa dengan menggunakan metode GSTAR yang melibatkan variabel eksogen dengan skala metrik yaitu impor. Penyertaan variabel impor didasarkan pada hubungannya dengan ekspor. Ekspor berpengaruh positif terhadap impor, di mana melalui ekspor suatu negara dapat memperoleh cadangan devisa, yang kemudian dapat digunakan untuk keperluan impor, baik impor barang-barang yang bersifat produktif maupun barang konsumsi. Maka dari itu, apabila suatu negara dapat meningkatkan nilai eksponya, maka akan menambah cadangan devisa, sehingga impor negara tersebut akan cenderung bertambah.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, diperoleh rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana model GSTARX yang sesuai untuk memodelkan data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa?
2. Bagaimana hasil peramalan ekspor 5 bulan kedepan pada tiga provinsi di Pulau Jawa menggunakan model GSTARX?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Menentukan model GSTARX yang sesuai untuk memodelkan data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa.
2. Menentukan hasil peramalan ekspor untuk 5 bulan ke depan pada tiga provinsi di Pulau Jawa menggunakan model GSTARX.

## 1.4 Batasan Masalah

Beberapa batasan masalah pada penelitian ini:

1. Indikasi adanya proses MA ( $q$ ) dalam model *generalized space time* tidak dijelaskan lebih lanjut dalam penelitian.
2. Pembobotan lokasi yang digunakan adalah bobot normalisasi korelasi silang.
3. Identifikasi orde spasial dibatasi hanya pada orde satu.
4. Variabel eksogen dengan skala metrik dalam penelitian ini tidak dipengaruhi oleh bobot lokasi.

### 1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Memperoleh model GSTARX yang sesuai untuk data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa.
2. Memberikan informasi mengenai hasil peramalan data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa dengan model GSTARX.





[ Halaman ini sengaja dikosongkan ]

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Deret Waktu

Deret waktu merupakan sekumpulan pengamatan yang dibentuk berurutan berdasarkan waktu tertentu (Wei, 2006). Secara umum, terdapat dua tujuan dari analisis deret waktu yaitu untuk memodelkan mekanisme stokastik dan untuk meramalkan nilai yang akan datang berdasarkan pada data sebelumnya dan faktor lain yang masih berhubungan (Cryer dan Chan, 2008). Berdasarkan jumlah variabelnya, deret waktu terbagi menjadi dua yaitu deret waktu univariat dan deret waktu multivariat. Menurut Wei (2006), data deret waktu univariat merupakan data deret waktu yang memiliki satu peubah, sedangkan data deret waktu multivariat merupakan data deret waktu yang terdiri dari beberapa peubah.

#### 2.2 Model Spasial

Model spasial didefinisikan sebagai sifat dasar dan proses dari suatu kumpulan data spasial. Data spasial merupakan data yang tidak hanya mengandung keterkaitan dengan kejadian pada waktu sebelumnya, tetapi juga mempunyai keterkaitan dengan lokasi atau tempat yang lain (Wutsqa dkk., 2010).

Berdasarkan tipe data, pemodelan spasial dapat dibedakan menjadi pemodelan dengan pendekatan titik dan area. Jenis pendekatan titik dengan data *cross-section* adalah *Geographichally Weighted Regression* (GWR) dan *Geographichally Weighted Poisson Regression* (GWPR), sedangkan pendekatan titik dengan data *time series* yaitu *Space Time Autoregressive* (STAR) dan *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR).

Jenis pendekatan area dengan data *cross-section* adalah *Spatial Autoregressive Models* (SAR), *Spatial Error Models* (SEM), *Conditional Autoregressive Models* (CAR), *Spatial Durbin Models* (SDM), dan *Spatial Autoregressive Moving Average* (SARMA), sedangkan pendekatan titik dengan data *time series* yaitu model panel.

### 2.3 Autokorelasi Spasial

Analisis korelasi digunakan untuk mengetahui keeratan hubungan antar dua variabel atau lebih. Salah satu analisis korelasi yang sering digunakan adalah korelasi *Pearson* atau sering disebut *Product Moment Pearson*.

Korelasi *Pearson* dikemukakan oleh Karl Pearson tahun 1990 dan digunakan untuk mengetahui keeratan hubungan antara dua variabel atau lebih yang memiliki data berskala interval atau rasio (Walpole, 1995). Rumus yang digunakan dalam korelasi *Pearson* terdapat pada persamaan 2.1.

$$r_{XZ} = \frac{n \sum XZ - (\sum X)(\sum Z)}{\sqrt{\{n \sum X^2 - (\sum X)^2\} \{n \sum Z^2 - (\sum Z)^2\}}} \quad (2.1)$$

di mana,

- $r_{XZ}$  : nilai korelasi *Pearson*
- $n$  : banyaknya unit pengamatan
- $\sum XZ$  : jumlah perkalian antara variabel  $X$  dan  $Z$
- $\sum X^2$  : jumlah dari nilai kuadrat  $X$
- $\sum Z^2$  : jumlah dari nilai kuadrat  $Z$
- $(\sum X)^2$  : jumlah nilai  $X$  kemudian dikuadratkan
- $(\sum Z)^2$  : jumlah nilai  $Z$  kemudian dikuadratkan

Nilai korelasi ( $r$ ) berkisar antara -1 sampai 1. Tanda negatif menunjukkan korelasi berbanding terbalik sedangkan tanda positif menunjukkan korelasi searah. Jika nilai mendekati -1 atau 1 berarti hubungan antar variabel semakin kuat, namun jika nilai korelasi mendekati nol berarti hubungan antar variabel semakin lemah.

### 2.4 Stasioneritas Deret Waktu

Stasioneritas berarti bahwa tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada suatu data deret waktu (Makridakis dkk., 1999). Nilai autokorelasi menurun setelah *lag* kedua atau ketiga. Fluktuasi data berada pada sekitar nilai rata-rata dan ragam konstan. Pemeriksaan stasioneritas data deret waktu terdiri dari stasioneritas terhadap ragam dan stasioneritas terhadap rata-rata.

### 2.4.1 Stasioneritas terhadap Ragam

Kestasioneran data terhadap ragam dapat dilihat melalui plot *Box-Cox*. Menurut Wei (2006), jika nilai parameter transformasi lambda ( $\lambda$ ) sama dengan atau mendekati satu maka data tersebut telah stasioner terhadap ragam dan sebaliknya. Data yang tidak stasioner terhadap ragam diatasi dengan transformasi *Box-Cox* sebagai berikut:

$$T(Z_t) = Z_t^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln(Z_t), & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

$T(Z_t)$  adalah data yang ditransformasi dan  $\lambda$  adalah parameter transformasi. Berikut merupakan beberapa nilai lambda dan transformasi yang umum digunakan (Wei, 2006):

Tabel 2.1 Nilai  $\lambda$  dan Bentuk Transformasi

Nilai $\lambda$	-1	-0.5	0	0.5	1
Bentuk Transformasi	$1/Z_t$	$1/\sqrt{Z_t}$	$\ln Z_t$	$\sqrt{Z_t}$	$Z_t$

Menurut Isprianti (2004), menentukan parameter  $\lambda$  dapat dicari dengan menggunakan metode maksimum *log-likelihood* sebagai berikut :

$$f(Z_t^{(\lambda)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2(\lambda)}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(Z_t^{(\lambda)} - \mu)^2}{\sigma^2(\lambda)}\right) \quad (2.3)$$

di mana  $\mu = \hat{Z}_t^{(\lambda)}$

$$L(\mu, \sigma^2(\lambda), \lambda) = \prod_{t=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2(\lambda)}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(Z_t^{(\lambda)} - \mu)^2}{\sigma^2(\lambda)}\right) \quad (2.4)$$

$$L(\mu, \sigma^2(\lambda), \lambda) = (2\pi\sigma^2(\lambda))^{-\frac{n}{2}} \prod_{t=1}^n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2(\lambda)} (Z_t^{(\lambda)} - \mu)^2\right) \quad (2.5)$$

$$\ln L(\mu, \sigma^2(\lambda), \lambda) = L \text{ maks } (\lambda) \quad (2.6)$$

Menduga  $\lambda$  dengan metode maksimum likelihood dari persamaan 2.6 sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 L \text{ maks } (\lambda) &= -\frac{n}{2} \ln(2\pi\sigma^2(\lambda)) + \sum_{t=1}^n \left( -\frac{1}{2\sigma^2(\lambda)} (Z_t^{(\lambda)} - \mu)^2 \right) \\
 &= -\frac{n}{2} \ln(2\pi\sigma^2(\lambda)) - \frac{1}{2\sigma^2(\lambda)} \sum_{t=1}^n (Z_t^{(\lambda)} - \mu)^2 \\
 &= -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2(\lambda)) - \frac{1}{2\sigma^2(\lambda)} \sum_{t=1}^n (Z_t^{(\lambda)} - \mu)^2 \\
 &= -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2(\lambda)) - \frac{n}{2\sigma^2(\lambda)} \sigma^2(\lambda) \\
 &= -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2(\lambda)) - \frac{n}{2}
 \end{aligned}
 \tag{2.7}$$

Jika dimisalkan,  $c = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2}$

Sehingga,

$$L \text{ maks } (\lambda) = -\frac{n}{2} \ln(\sigma^2(\lambda)) + c \tag{2.8}$$

Berdasarkan persamaan 2.8 dapat diketahui bahwa dengan memaksimumkan nilai lambda ( $\lambda$ ) identik dengan meminimumkan  $\sigma^2$ .

#### 2.4.2 Stasioneritas terhadap Rata-Rata

Stasioneritas terhadap rata-rata dapat diperiksa melalui plot *Autocorrelation Function* (ACF). Data dikatakan stasioner terhadap rata-rata apabila 95% nilai autokorelasi pada plot ACF berada dalam selang  $\pm \frac{2}{\sqrt{n}}$ .

Selain plot ACF, kestasioneran terhadap rata-rata juga dapat diperiksa menggunakan uji *Dickey Fuller* (Cryer dan Chan, 2008). Misalkan terdapat suatu model AR (1) sebagai berikut:

$$Z_t = \phi Z_{t-1} + e_t \tag{2.9}$$



Model pada persamaan 2.9 merupakan model stasioner. Apabila model tersebut tidak stasioner terhadap rata-rata, maka dilakukan *differencing*. Pada persamaan 2.9 dikurangi dengan  $Z_{t-1}$  pada masing-masing ruas. Persamaan yang tidak stasioner dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Z_t - Z_{t-1} &= \phi Z_{t-1} - Z_{t-1} + e_t \\ \nabla Z_t &= \{\phi - 1\} Z_{t-1} + e_t \\ \nabla Z_t &= \phi^* Z_{t-1} + e_t \end{aligned} \quad (2.10)$$

Berdasarkan persamaan 2.16 dibentuk hipotesis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} H_0 : \phi^* &= 0 \text{ (data tidak stasioner terhadap rata-rata)} & \forall s \\ H_1 : \phi^* &< 0 \text{ (data stasioner terhadap rata-rata)} \end{aligned}$$

Statistik uji DF:

$$\tau = \frac{\hat{\phi}^*}{se(\hat{\phi}^*)} \quad (2.11)$$

dengan,

$$se(\hat{\phi}^*) = \sqrt{\frac{\sigma^2(\hat{\phi}^*)}{n}} = \frac{\sigma(\hat{\phi}^*)}{\sqrt{n}} \quad (2.12)$$

di mana,

- $\hat{\phi}^*$  : nilai duga parameter *Autoregressive* (AR)
- $se(\hat{\phi}^*)$  : *standard error* dari nilai duga parameter *Autoregressive* (AR)
- $\sigma(\hat{\phi}^*)$  : simpangan baku dari  $\hat{\phi}^*$
- $n$  : banyaknya pengamatan

Kriteria keputusan DF yakni jika  $\tau > \tau_{\alpha,n}$  atau *p-value*  $< \alpha$  maka tolak  $H_0$  menunjukkan bahwa data stasioner terhadap rata-rata. Sebaliknya, jika  $\tau < \tau_{\alpha,n}$  atau *p-value*  $> \alpha$  maka terima  $H_0$  menunjukkan bahwa data tidak stasioner terhadap rata-rata.

Ketidakstasioneran terhadap rata-rata dapat diatasi dengan metode pembeda (*differencing*). Banyaknya pembeda yang dilakukan untuk mencapai kestasioneran dinotasikan sebagai  $d$  dan bentuk pembeda pertama ( $d=1$ ) :

$$\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.13)$$

Dengan mengasumsikan  $Z_{t-1} = BZ_t$ , maka pada persamaan 2.13 dapat dituliskan kembali menjadi:

$$\nabla Z_t = Z_t - BZ_t = (1 - B)Z_t \quad (2.14)$$

Secara umum bentuk pembedaan orde ke- $d$  untuk mencapai stasioneritas dapat dituliskan:

$$\nabla^d Z_t = (1 - B)^d Z_t \quad (2.15)$$

di mana,

$Z_t$  : pengamatan pada periode waktu ke- $t$

$Z_{t-1}$  : pengamatan pada periode waktu ke- $(t-1)$

$\nabla Z_t$  : data hasil pembedaan pertama pada periode waktu ke- $t$

$\nabla^d Z_t$  : data hasil pembedaan ke- $d$  pada periode waktu ke- $t$

Proses *differencing* dilakukan sampai data hasil *differencing* menunjukkan kestasioneran terhadap rata-rata (Makridakis dkk., 1999).

## 2.5 Cross Correlation Function (CCF)

*Cross Correlation Function* (CCF) digunakan untuk mengetahui hubungan dua arah antar dua variabel. Pada deret waktu multivariat, matriks kovarian untuk *time-lag* ke- $k$  dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\begin{aligned} \Gamma(k) &= \text{Cov}\{Z_t, Z_{t+k}\} = E[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)'] \\ &= \begin{bmatrix} Z_{1,t} - \mu_1 \\ Z_{2,t} - \mu_2 \\ \vdots \\ Z_{m,t} - \mu_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t+k} - \mu_1 & Z_{2,t+k} - \mu_2 & \cdots & Z_{m,t+k} - \mu_m \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \gamma_{11}(k) & \gamma_{12}(k) & \cdots & \gamma_{1m}(k) \\ \gamma_{21}(k) & \gamma_{22}(k) & \cdots & \gamma_{2m}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{m1}(k) & \gamma_{m2}(k) & \cdots & \gamma_{mm}(k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.16)$$

di mana,

$k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$

$i = 1, 2, \dots, m$

$j = 1, 2, \dots, m$

Untuk  $i = j$ ,  $\gamma_{ij}(k)$  adalah fungsi autokovarian dari  $Z_{i,t}$  dan  $Z_{j,t}$ . Untuk  $i \neq j$ ,  $\gamma_{ij}(k)$  adalah fungsi kovarian silang (*cross covariance funtion*) antara  $Z_{i,t}$  dan  $Z_{j,t}$ .

Matriks fungsi korelasi dituliskan sebagai berikut:

$$\boldsymbol{\rho}(k) = \mathbf{D}^{-1/2} \boldsymbol{\Gamma}(k) \mathbf{D}^{-1/2} = [\rho_{ij}(k)] \quad (2.17)$$

dengan,

$$\mathbf{D}^{-1/2} = \text{diag}[\gamma_{11}(0), \gamma_{21}(0), \dots, \gamma_{mm}(0)] \quad (2.18)$$

*Cross Correlation Function* antara  $Z_{i,t}$  dan  $Z_{j,t}$  dituliskan sebagai berikut:

$$\rho_{ij}(k) = \frac{\gamma_{ij}(k)}{[\gamma_{ii}(0)\gamma_{jj}(0)]^{1/2}} \quad (2.19)$$

dengan,

$$S_{\rho_{ij}(k)} = \frac{1}{\sqrt{T-k}} \quad (2.20)$$

di mana,

$S_{\rho_{ij}(k)}$  : *standard error* dari  $\rho_{ij}(k)$

$T$  : banyak sampel pengamatan

$k$  : lag pada korelasi silang

Uji korelasi antara  $Z_{i,t}$  dan  $Z_{j,t}$  yaitu dengan membandingkan nilai antara  $\rho_{ij}(k)$  dengan  $2S_{\rho_{ij}(k)}$ . Jika nilai korelasi silang signifikan pada lag positif dan negatif maka dapat dikatakan bahwa  $Z_{i,t}$  dan  $Z_{j,t}$  memiliki hubungan dua arah. Akan tetapi, jika nilai korelasi silang signifikan hanya signifikan pada lag positif atau negatif maka dapat dikatakan bahwa  $Z_{i,t}$  dan  $Z_{j,t}$  hanya memiliki hubungan satu arah.

## 2.6 Model Vector Autoregressive (VAR)

Model vektor dalam deret waktu digunakan untuk menggambarkan hubungan antara beberapa variabel deret waktu. Model VARIMA ( $p, d, q$ ) secara umum dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\boldsymbol{\Phi}_p(B)(1-B)^d \mathbf{Z}_t = \boldsymbol{\Theta}_q(B) \mathbf{e}_t \quad (2.21)$$

dengan,

$$\begin{aligned}\Phi_p(B) &= \Phi_0 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p \quad \text{dan} \\ \Theta_q(B) &= \Theta_0 - \Theta_1 B - \Theta_2 B^2 - \dots - \Theta_q B^q\end{aligned}\quad (2.22)$$

Jika derajat  $d = 0$  dan  $q = 0$ , maka proses menjadi model *Vector Autoregressive* (VAR). Model VAR hanya memuat parameter *autoregressive* dengan derajat  $p$  atau VAR ( $p$ ) secara umum dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\begin{aligned}\Phi_p(B)Z_t &= e_t \\ (I - \Phi_1 B - \dots - \Phi_p B^p)Z_t &= e_t \\ Z_t &= \Phi_1 Z_{t-1} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + e_t\end{aligned}\quad (2.23)$$

Persamaan 2.23 dapat juga dituliskan sebagai berikut, apabila nilai rata-rata  $\neq 0$ . Maka,

$$Z_t = \Phi_0 + \Phi_1 Z_{t-1} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + e_t \quad (2.24)$$

Dalam bentuk matriks VAR ( $p$ ) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} Z_{1,t} \\ Z_{2,t} \\ \vdots \\ Z_{p,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{01} \\ \Phi_{02} \\ \vdots \\ \Phi_{0p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \dots & \Phi_{1p} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} & \dots & \Phi_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_{p1} & \Phi_{p2} & \dots & \Phi_{pp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-p} \\ Z_{2,t-p} \\ \vdots \\ Z_{p,t-p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ \vdots \\ e_{p,t} \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

atau

$$\begin{aligned}Z_{1,t} &= \Phi_{01} + \Phi_{11}Z_{1,t-p} + \Phi_{12}Z_{2,t-p} + \dots + \Phi_{1p}Z_{p,t-p} + e_{1,t} \\ Z_{2,t} &= \Phi_{02} + \Phi_{21}Z_{1,t-p} + \Phi_{22}Z_{2,t-p} + \dots + \Phi_{2p}Z_{p,t-p} + e_{2,t} \\ &\vdots \\ Z_{p,t} &= \Phi_{0p} + \Phi_{p1}Z_{1,t-p} + \Phi_{p2}Z_{2,t-p} + \dots + \Phi_{pp}Z_{p,t-p} + e_{p,t}\end{aligned}\quad (2.26)$$

di mana,

$Z_t$  : vektor acak ukuran  $p \times 1$  pada waktu  $t$

$\Phi_p$ : matriks koefisien *autoregressive* berukuran  $p \times p$

$e_t$  : vektor galat pada waktu ke- $t$  berukuran  $p \times 1$

## 2.7 Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR)

Model *space time* merupakan model yang menggabungkan interpendensi waktu dan lokasi. Model *space time* pertama kali diperkenalkan oleh Cliff dan Ord (1975), yang kemudian dikaji lebih lanjut oleh Pfeifer dan Deutsch (1980) dalam bentuk model *Space Time Autoregressive* (STAR).

Menurut Ruchjana (2002), model STAR merupakan model *time series autoregressive* dari Box-Jenkins yang dikembangkan di beberapa lokasi secara simultan dan mempunyai karakteristik adanya ketergantungan lokasi dan waktu. Kelemahan dari model STAR hanya dapat digunakan pada lokasi-lokasi yang homogen. Untuk mengatasi kelemahan tersebut Borovkova, Lopuhaa, dan Ruchjana (2002) mengembangkan model STAR menjadi model GSTAR.

Model GSTAR merupakan pengembangan dari model STAR, sehingga model umum GSTAR sama dengan model umum STAR. Model GSTAR dapat digunakan pada lokasi yang heterogen dalam bentuk matriks bobot. Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) ( $p_{\lambda_1, \dots, \lambda_p}$ ) secara umum dituliskan sebagai berikut:

$$\mathbf{Z}_{(t)} = \sum_{k=1}^p \left[ \Phi_{k0} \mathbf{W}^{(0)} + \sum_{l=1}^{\lambda_p} \Phi_{kl} \mathbf{W}^{(l)} \right] \mathbf{Z}_{(t-k)} + \mathbf{e}_{(t)} \quad (2.27)$$

di mana,

$\mathbf{Z}_{(t)}$  : vektor variabel endogen pada waktu  $t$  berukuran  $p \times 1$

$\lambda_p$  : orde spasial variabel endogen dengan derajat  $p$

$\Phi_{k0}$  : vektor intersep berukuran  $p \times p$

$\Phi_{kl}$  : matriks koefisien variabel endogen pada *lag* waktu  $k$  dan *lag* spasial  $l$  berukuran  $p \times p$

$\mathbf{W}^{(l)}$  : matriks pembobot berukuran  $p \times p$  pada *lag* spasial  $l$

$\mathbf{W}^{(0)}$  : matriks identitas berukuran  $p \times p$

$\mathbf{e}_{(t)}$  : vektor galat pada waktu  $t$  dengan asumsi

$\mathbf{e}_{(t)} \sim iid N(0, \sigma^2 I)$  berukuran  $p \times 1$

Model GSTAR ( $1_1$ ) di mana  $p=1$  adalah orde *autoregressive* dan  $\lambda_p = 1$  menunjukkan *lag* spasial, dapat dituliskan sebagai berikut (Diani dkk., 2013):

$$\mathbf{Z}_{(t)} = \Phi_{10} \mathbf{Z}_{(t-1)} + \Phi_{11} \mathbf{W}^{(1)} \mathbf{Z}_{(t-1)} + \mathbf{e}_{(t)} \quad (2.28)$$

Dalam bentuk matriks GSTAR ( $1_1$ ) dengan tiga lokasi dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} Z_{1(t)} \\ Z_{2(t)} \\ Z_{3(t)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{20} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{30} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-1)} \\ Z_{2(t-1)} \\ Z_{3(t-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{31} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & W_{12} & W_{13} \\ W_{21} & 0 & W_{23} \\ W_{31} & W_{32} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-1)} \\ Z_{2(t-1)} \\ Z_{3(t-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1(t)} \\ e_{2(t)} \\ e_{3(t)} \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

## 2.8 Penentuan Bobot Lokasi

Penentuan bobot lokasi merupakan salah satu permasalahan dalam pemodelan GSTAR karena pemilihan bobot lokasi harus sesuai untuk diterapkan pada data *time series* yang dianalisis. Menurut Suhartono dan Atok (2006), terdapat beberapa metode yang untuk menentukan bobot lokasi dalam model GSTAR yaitu bobot lokasi seragam, invers jarak, dan bobot lokasi normalisasi korelasi silang.

### 2.8.1 Bobot Lokasi Seragam

Bobot lokasi seragam memberikan nilai bobot yang sama untuk masing-masing lokasi. Oleh karena itu, bobot lokasi ini seringkali digunakan pada data yang lokasinya homogen atau mempunyai jarak antar lokasi yang sama. Bobot lokasi seragam dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{n} & , \text{untuk } i \neq j \\ 0 & , \text{untuk } i = j \end{cases} \quad (2.30)$$

$n$  merupakan banyak lokasi yang berdekatan ( $N-1$ ). Bobot lokasi seragam memiliki banyak kekurangan dalam merepresentasikan hubungan lokasi. Akan tetapi, tidak menutup kemungkinan dapat menghasilkan model terbaik (Suhartono dan Atok, 2006).

### 2.8.2 Bobot Lokasi Invers Jarak

Bobot lokasi invers jarak dilakukan berdasarkan jarak sebenarnya antar lokasi. Perhitungan bobot diperoleh dari hasil invers jarak sebenarnya yang kemudian dinormalisasi. Bobot lokasi invers jarak memberikan nilai koefisien yang kecil untuk jarak yang lebih

jauh dan sebaliknya. Bobot invers jarak dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut (Siregar, 2015):

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{w_{ij}^*}{\sum_{j=1}^n w_{ij}^*} & , \text{untuk } i \neq j \\ 0 & , \text{untuk } i = j \end{cases} \quad (2.31)$$

dengan,

$$w_{ij}^* = w_{ji}^* = \frac{1}{d_{ij}} = \frac{1}{d_{ji}}$$

dan

$$\begin{aligned} d_{ij} &= \sqrt{[x_i(u_i) - x_j(u_j)]^2 + [x_i(v_i) - x_j(v_j)]^2} \\ d_{ji} &= \sqrt{[x_j(u_j) - x_i(u_i)]^2 + [x_j(v_j) - x_i(v_i)]^2} \end{aligned} \quad (2.32)$$

di mana,

$x_i$  : melambang lokasi ke- $i$  dengan  $i=1, 2, \dots, m$

$x_j$  : melambang lokasi ke- $j$  dengan  $j=1, 2, \dots, n$

$u$  : koordinat lintang lokasi

$v$  : koordinat bujur lokasi

$d_{ij}$  : jarak antar lokasi ke- $i$  terhadap lokasi ke- $j$

$d_{ji}$  : jarak antar lokasi ke- $j$  terhadap lokasi ke- $i$

### 2.8.3 Bobot Lokasi Normalisasi Korelasi Silang

Bobot lokasi normalisasi korelasi silang pertama kali diperkenalkan oleh Suhartono dan Atok (2006). Bobot lokasi normalisasi korelasi silang merupakan hasil normalisasi korelasi silang antar lokasi ke- $i$  dan ke- $j$  pada *lag* waktu ke- $k$ . Pembobot normalisasi korelasi silang tidak memberikan syarat tertentu, seperti bergantung pada jarak antar lokasi. Secara umum, korelasi silang antar lokasi ke- $i$  dan ke- $j$  pada *lag* waktu ke- $k$  dituliskan sebagai berikut:

$$\rho_{ij}(k) = \frac{\gamma_{ij}(k)}{\sigma_i \sigma_j}, \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (2.33)$$

di mana  $\gamma_{ij}(k)$  adalah korelasi silang antar pengamatan pada lokasi ke- $i$  dan ke- $j$  pada *lag* waktu ke- $k$ ,  $\sigma_i$  dan  $\sigma_j$  adalah standart deviasi pada pengamatan lokasi ke- $i$  dan ke- $j$ .

Pendugaan korelasi silang pada data sampel sebagai berikut:

$$r_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)(Z_{j,t-k} - \bar{Z}_j)}{\sqrt{(\sum_{t=1}^n [Z_{i,t} - \bar{Z}_i])^2 (\sum_{t=1}^n [Z_{j,t} - \bar{Z}_j])^2}} \quad (2.34)$$

Penentuan bobot lokasi untuk model GSTAR (1<sub>1</sub>) sebagai berikut:

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{r_{ij}(1)}{\sum_{k \neq 1} |r_{ik}(1)|} & , \text{ untuk } i \neq j \\ 0 & , \text{ untuk } i = j \end{cases} \quad (2.35)$$

Bobot normalisasi korelasi silang dapat merepresentasikan semua bentuk hubungan antar lokasi yang terjadi pada data.

## 2.9 Model Generalized Space Time Autoregressive with Exogenous Variable (GSTARX) ( $p_{\lambda_p}$ ) ( $b, r, s$ )

Model GSTARX merupakan pengembangan dari model GSTAR yang digunakan untuk memodelkan suatu variabel di beberapa lokasi dengan melibatkan variabel eksogen ( $X$ ). Model GSTARX ( $p_{\lambda_p}$ ) ( $b, r, s$ ) dituliskan sebagai berikut:

$$Z_{(t)} = \sum_{k=1}^p \left[ \Phi_{k0} W^{(0)} + \sum_{l=1}^{\lambda_p} \Phi_{kl} W^{(l)} \right] Z_{(t-k)} + \sum_{m=0}^s \beta_m X_{t-m} + e_{(t)} \quad (2.36)$$

di mana,

$Z_{(t)}$  : vektor variabel endogen pada waktu  $t$  berukuran  $p \times 1$

$\lambda_p$  : orde spasial variabel endogen dengan derajat  $p$

$\Phi_{k0}$  : vektor intersep berukuran  $p \times p$

$\Phi_{kl}$  : matriks koefisien variabel endogen pada lag waktu  $k$  dan lag spasial  $l$  berukuran  $p \times p$

$W^{(l)}$  : matriks pembobot berukuran  $p \times p$  pada lag spasial  $l$

$W^{(0)}$  : matriks identitas berukuran  $p \times p$

$\beta_m$  : matriks koefisien variabel eksogen pada lag waktu  $s$  berukuran  $p \times p$

$X_{t-m}$  : vektor variabel eksogen dengan skala metrik pada waktu  $t-m$  berukuran  $p \times 1$

$e_{(t)}$  : vektor galat pada waktu  $t$  dengan asumsi

$e_{(t)} \sim iid N(0, \sigma^2 I)$  berukuran  $p \times 1$



Model GSTARX  $(1_1)(b,r,s)$  dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mathbf{Z}_{(t)} = (\Phi_0 + \Phi_1 \mathbf{W}^{(1)}) \mathbf{Z}_{(t-1)} + \sum_{m=0}^s \beta_m \mathbf{X}_{t-m} + \mathbf{e}_{(t)} \quad (2.37)$$

Dalam bentuk matriks GSTARX  $(1_1)$  dengan tiga lokasi dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} Z_{1(t)} \\ Z_{2(t)} \\ Z_{3(t)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{20} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{30} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-1)} \\ Z_{2(t-1)} \\ Z_{3(t-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{31} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & W_{12} & W_{13} \\ W_{21} & 0 & W_{23} \\ W_{31} & W_{32} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-1)} \\ Z_{2(t-1)} \\ Z_{3(t-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \beta_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{31} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{1(t-m)} \\ X_{2(t-m)} \\ X_{3(t-m)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1(t)} \\ e_{2(t)} \\ e_{3(t)} \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

## 2.10 Identifikasi Model GSTARX $(p_{\lambda_p})(b,r,s)$

Identifikasi model GSTAR dapat dilakukan dengan mengamati plot MACF dan MPACF dari data deret waktu yang telah stasioner. Sementara, untuk identifikasi variabel eksogen dapat dilakukan dengan menggunakan bobot respon impulse.

### 2.10.1 Matrix Autocorrelation Function (MACF)

Fungsi dari MACF digunakan untuk mengidentifikasi batas orde vector MA  $(q)$  sebagai matriks korelasi. Suatu vektor deret waktu dengan  $n$  pengamatan yaitu  $\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_n$  digunakan untuk menghitung sampel *Matrix Autocorrelation Function* (MACF) dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\hat{\rho}(k) = [\hat{\rho}_{ij}(k)] \quad (2.39)$$

Dengan  $\hat{\rho}_{ij}(k)$  adalah korelasi silang sampel untuk komponen deret ke- $i$  dan ke- $j$  dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\hat{\rho}_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)(Z_{j,t+k} - \bar{Z}_j)}{[\sum_{t=1}^n (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)^2 \sum_{t=1}^n (Z_{j,t} - \bar{Z}_j)^2]^{1/2}} \quad (2.40)$$

di mana,

$\bar{Z}_i$  : rata-rata sampel dari komponen deret pengamatan pada lokasi  $i$

$\bar{Z}_j$  : rata-rata sampel dari komponen deret pengamatan pada lokasi  $j$

$\hat{\rho}_{ij}(k)$ : varians dan kovarians dari korelasi silang sampel deret waktu lokasi ke- $i$  dan ke- $j$  pada lag  $k$

$Z_{i,t}$  : data pengamatan pada lokasi  $i$  dan waktu ke- $t$

$Z_{j,t}$  : data pengamatan pada lokasi  $j$  dan waktu ke- $t$

Jika  $\rho_{ij}(k) = 0$  untuk  $|k| > q$  maka dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Var[\hat{\rho}_{ij}(k)] \simeq \frac{1}{n-k} [1 + 2 \sum_{s=1}^q \rho_{ii}(s) \rho_{jj}(s)] \quad (2.41)$$

Jika deret  $Z_t$  *white noise*, Bartlett (1966) dalam Wei (2006) menuliskan persamaan kovarians yang disederhanakan sebagai berikut:

$$Cov[\hat{\rho}_{ij}(k), \hat{\rho}_{ij}(k+s)] \simeq \frac{1}{n-k}$$

dan

$$Var[\hat{\rho}_{ij}(k)] \simeq \frac{1}{n-k} \quad (2.42)$$

Bentuk matriks menjadi kompleks apabila dimensi dari vektornya semakin besar, hal ini akan menyulitkan dalam identifikasi pola. Untuk mempermudah masalah tersebut Tiao dan Box (1981) dalam Wei (2006) memperkenalkan suatu metode untuk menjelaskan korelasi sampel dengan menggunakan simbol yang dinotasikan dengan (+) menunjukkan  $\hat{\rho}_{ij}(k)$  lebih besar 2 kali simpangan baku, (-) menunjukkan  $\hat{\rho}_{ij}(k)$  lebih kecil dari (-2) kali simpangan baku dan (.) menunjukkan  $\hat{\rho}_{ij}(k)$  berada diantara 2 kali simpangan baku pada matriks autokorelasi sampel ke  $(i,j)$ .

### 2.10.2 Matrix Partial Autocorrelation Function (MPACF)

Fungsi dari MPACF digunakan untuk mengidentifikasi batas orde vektor AR ( $p$ ). Menurut Tiao dan Box (1981) dalam Wei (2006), Matriks fungsi autokorelasi parsial pada *lag*  $s$  yang dinotasikan  $\mathcal{P}(s)$  menjadi koefisien matriks terakhir ketika data digunakan untuk proses VAR pada orde  $s$ .

Bentuk generalisasi multivariat dalam persamaan Yule-Walker dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \Gamma(0) & \Gamma'(1) & \dots & \Gamma'(s-1) \\ \Gamma(1) & \Gamma(0) & \ddots & \Gamma'(s-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Gamma(s-1) & \Gamma(s-2) & \dots & \Gamma(0) \end{bmatrix}_{s \times s} \begin{bmatrix} \Phi'_{s,1} \\ \Phi'_{s,2} \\ \vdots \\ \Phi'_{s,s} \end{bmatrix}_{s \times 1} = \begin{bmatrix} \Gamma(1) \\ \Gamma(2) \\ \vdots \\ \Gamma(s) \end{bmatrix}_{s \times 1} \quad (2.43)$$

Definisi dari  $\mathcal{P}(s)$  dan  $\Phi'_{s,s}$  untuk orde  $s \geq 2$ , memisalkan:

$$\begin{aligned} A(s) &= \begin{bmatrix} \Gamma(0) & \Gamma'(1) & \dots & \Gamma'(s-2) \\ \Gamma(1) & \Gamma(0) & \dots & \Gamma'(s-3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Gamma(s-2) & \Gamma(s-3) & \dots & \Gamma(0) \end{bmatrix}_{(s-1) \times (s-1)}, \\ b(s) &= \begin{bmatrix} \Gamma'(s-1) \\ \Gamma'(s-2) \\ \vdots \\ \Gamma'(1) \end{bmatrix}_{(s-1) \times 1}, \quad c(s) = \begin{bmatrix} \Gamma(1) \\ \Gamma(2) \\ \vdots \\ \Gamma(s-1) \end{bmatrix}_{(s-1) \times 1}, \\ \text{dan } \Phi'_*(s-1) &= \begin{bmatrix} \Phi'_{s,1} \\ \Phi'_{s,2} \\ \vdots \\ \Phi'_{s,s-1} \end{bmatrix}_{(s-1) \times 1} \end{aligned} \quad (2.44)$$

Sehingga, dari persamaan 2.43 dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} A(s) & b(s) \\ b'(s) & \Gamma(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi'_*(s-1) \\ \Phi'_{s,s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c(s) \\ \Gamma(0) \end{bmatrix} \quad (2.45)$$

atau,

$$A(s)\Phi'_*(s-1) + b(s)\Phi'_{s,s} = c(s) \quad (2.46)$$

$$b'(s)\Phi'_*(s-1) + \Gamma(0)\Phi'_{s,s} = \Gamma(s) \quad (2.47)$$

Dari persamaan 2.46 menunjukkan bahwa:

$$\Phi'_*(s-1) = [A(s)]^{-1}c(s) - [A(s)]^{-1}b(s)\Phi'_{s,s} \quad (2.48)$$

Subtitusikan persamaan 2.47 ke dalam persamaan 2.48 sehingga, diperoleh persamaan  $\Phi'_{s,s}$  sebagai berikut:

$$\Phi'_{s,s} = \{\Gamma(0) - b'(s)[A(s)]^{-1}b(s)\}^{-1}\{\Gamma(s) - b'(s)[A(s)]^{-1}c(s)\} \quad (2.49)$$

Maka, matriks fungsi korelasi parsial dituliskan sebagai berikut:

$$\mathcal{P}(s) = \begin{cases} \Gamma^{(1)}[\Gamma(0)]^{-1}, & s = 1 \\ \{\Gamma^{(s)} - c'(s)[A(s)]^{-1}b(s)\}\{\Gamma(0) - b'(s)[A(s)]^{-1}b(s)\}^{-1}, & s > 1 \end{cases} \quad (2.50)$$

Di mana matriks  $\mathcal{P}(s)$ ,  $\Gamma(s)$ , dan  $\Phi'_{s,s}$ . Matriks kovarians  $\Gamma(s)$  dapat diduga sebagai berikut:

$$\hat{\Gamma}(s) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-s} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+s} - \bar{Z})', \quad s = 1, 2, \dots \quad (2.51)$$

di mana  $\bar{Z} = (\bar{Z}_1, \bar{Z}_2, \dots, \bar{Z}_m)$  adalah vektor rata-rata sampel.

### 2.10.3 Bobot Respon Impulse

Fungsi dari bobot respon impulse digunakan untuk mengidentifikasi orde  $b, r, s$  pada model GSTARX ( $p_{\lambda_p}$ ) ( $b, r, s$ ). Bobot respon impulse dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$v_k = \frac{S_z}{S_x} \rho_{xz}(k), \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.52)$$

di mana,

$S_z$  : simpangan baku dari variabel endogen


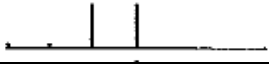
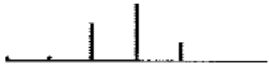
$S_x$  : simpangan baku dari variabel eksogen

$\rho_{xz}(k)$  : korelasi silang antara X dan Z

Penetapan  $b, r, s$  dapat ditentukan dari plot bobot respon impulse yang dihasilkan tiap lag dengan batas  $\frac{1}{\sqrt{T-k}}$ . Berikut ini beberapa tipe bobot respon impulse (Wei, 2006):

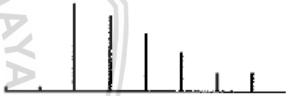
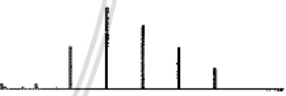
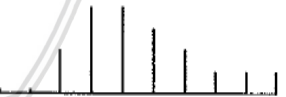
1.) Untuk  $r = 0$ , bobot respon impulse hanya terbatas.

Tabel 2.2 Tipe bobot respon impulse untuk  $r = 0$

$(b, r, s)$	Bentuk	Tipe Respon Impulse
$(2, 0, 0)$	$v(B)x_t = \omega_0 x_{t-2}$	
$(2, 0, 1)$	$v(B)x_t = (\omega_0 - \omega_1 B)x_{t-2}$	
$(2, 0, 2)$	$v(B)x_t = (\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)x_{t-2}$	

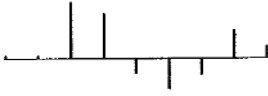

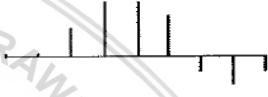
2.) Untuk  $r = 1$ , bobot respon impulse memiliki bentuk turun eksponensial.

Tabel 2.3 Tipe bobot respon impulse untuk  $r = 1$

$(b, r, s)$	Bentuk	Tipe Respon Impulse
$(2, 1, 0)$	$v(B)x_t = \frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 B)} x_{t-2}$	
$(2, 1, 1)$	$v(B)x_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B)}{(1 - \delta_1 B)} x_{t-2}$	
$(2, 1, 2)$	$v(B)x_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)}{(1 - \delta_1 B)} x_{t-2}$	

- 3.) Untuk  $r = 2$ , bobot respon impulse memiliki bentuk turun eksponensial dan menunjukkan pola gelombang sinus.

Tabel 2.4 Tipe bobot respon impulse untuk  $r = 2$

$(b, r, s)$	Bentuk	Tipe Respon Impulse
$(2, 2, 0)$	$v(B)x_t = \frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} x_{t-2}$	
$(2, 2, 1)$	$v(B)x_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B)}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} x_{t-2}$	
$(2, 2, 2)$	$v(B)x_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} x_{t-2}$	

Menurut Makridakis (1999), arti dari orde  $b, r, s$  adalah sebagai berikut:

1. Nilai  $b$  menyatakan bahwa variabel endogen tidak dipengaruhi oleh variabel eksogen sampai pada periode  $t+b$  atau  $y_t = 0x_t + 0x_{t-1} + \dots + 0x_{t-b}$ .
2. Nilai  $r$  menyatakan bahwa variabel endogen pada periode ke- $t$  memiliki keterkaitan dengan nilai-nilai dari variabel tersebut pada masa lalu.
3. Nilai  $s$  menyatakan seberapa lama variabel endogen secara terus-menerus dapat dipengaruhi oleh nilai baru dari variabel  $x_t$  atau  $y_t$  dipengaruhi oleh  $x_{t-b} + x_{t-b-1} + \dots + x_{t-b-s}$ .

Terdapat petunjuk dalam menentukan orde  $b, r, s$  sebagai berikut:

1. Untuk  $b$  ditentukan dari *lag* yang menunjukkan signifikan sampai lag waktu ke- $b$ , korelasi silang tidak signifikan.
2. Untuk  $s$  *time lag* selanjutnya, korelasi silang tidak memperlihatkan suatu pola yang jelas.
3. Untuk  $r$  *time lag* selanjutnya, korelasi silang memperlihatkan pola yang jelas.

## 2.11 Pendugaan Parameter Model GSTARX

Estimasi parameter dalam model GSTAR terdiri dari dua metode, yaitu metode estimasi kuadrat terkecil atau *Ordinary Least Square* (OLS) dan metode *Generalized Least Square* (GLS).

Metode GLS digunakan untuk mengestimasi parameter model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR), di mana terdiri dari beberapa persamaan dan variabel-variabelnya tidak bersifat dua arah, akan tetapi antara persamaan tersebut terjadi kaitan satu sama lainnya sehingga terjadi korelasi antar kesalahan persamaan tersebut (Zellner, 1962).

Metode SUR menggunakan ragam galat, yaitu:

$$\text{Cov}(\varepsilon) = E(\varepsilon\varepsilon') = \Omega \quad (2.53)$$

Matriks  $\Omega$  menggambarkan hubungan galat:

$$\begin{aligned} \Omega = E(\varepsilon\varepsilon') &= E \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 & e_2 & \cdots & e_N \end{bmatrix} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} E(e_1e_1') & E(e_1e_2') & \cdots & E(e_1e_N') \\ E(e_2e_1') & E(e_2e_2') & \cdots & E(e_2e_N') \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E(e_Ne_1') & E(e_Ne_2') & \cdots & E(e_Ne_N') \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.54)$$

Di mana  $E(\varepsilon\varepsilon') = \sigma_{ij}I_T$ , maka:

$$\begin{aligned} \Omega &= \begin{bmatrix} \sigma_{11} I_N & \sigma_{12} I_N & \cdots & \sigma_{1N} I_N \\ \sigma_{21} I_N & \sigma_{22} I_N & \cdots & \sigma_{2N} I_N \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{N1} I_N & \sigma_{N2} I_N & \cdots & \sigma_{NN} I_N \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1N} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{N1} & \sigma_{N2} & \cdots & \sigma_{NN} \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \\ \Omega &= \Sigma \otimes I_N \end{aligned} \quad (2.55)$$

Dengan  $\Sigma$  merupakan matriks varians kovarians ukuran  $N \times N$  dan  $I_N$  merupakan matriks identitas ukuran  $N \times N$ .

Pendugaan parameter model diperoleh dengan menduga parameter  $\beta$ :

$$\begin{aligned}\varepsilon'_* \varepsilon_* &= \varepsilon' \Omega^{-1} \varepsilon \\ &= \mathbf{Z}' \Omega^{-1} \mathbf{Z} - 2\mathbf{Z}' \Omega^{-1} \mathbf{X} \beta + \beta' \mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{X} \beta\end{aligned}\quad (2.56)$$

Persamaan 2.67 jika diturunkan terhadap  $\beta$  dan disamakan dengan nol, menjadi:

$$\begin{aligned}(\mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{X}) \hat{\beta} &= \mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{Z} \\ (\mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{X})^{-1} (\mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{X}) \hat{\beta} &= (\mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{Z} \\ \mathbf{I} \hat{\beta} &= (\mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{Z} \\ \hat{\beta} &= (\mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{Z}\end{aligned}\quad (2.57)$$

Penduga  $\beta$  untuk model GSTARX-SUR adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\hat{\beta} &= (\mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \Omega^{-1} \mathbf{Z} \\ &= (\mathbf{X}' (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes \mathbf{I}_N) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes \mathbf{I}_N) \mathbf{Z}\end{aligned}\quad (2.58)$$

## 2.12 Uji Diagnostik Model GSTARX

Diagnostik model dilakukan dengan menguji apakah asumsi-asumsi pada model telah terpenuhi. Asumsi dasar yang harus dipenuhi adalah vektor galat bersifat *white noise* dan berdistribusi normal multivariat.

### 2.12.1 Uji White Noise

Ada dua cara pengujian asumsi *white noise*. Menurut Wutsqa dan Suhartono (2010), pengujian asumsi *white noise* dapat dilakukan dengan melihat plot MACF sisaan. Jika tidak terdapat *lag* yang signifikan pada plot MACF sisaan berarti sisaan bersifat *white noise*.

Selain menggunakan plot MACF sisaan, uji *white noise* juga dapat dilakukan dengan uji *Portmanteau* dengan hipotesis:

$$\begin{aligned}H_0 : \Gamma(1) &= \dots = \Gamma(m) = 0 \text{ (sisaan saling bebas)} & \text{Vs} \\ H_1 : \Gamma(i) &\neq 0 \text{ untuk } 1 \leq i \leq m \text{ (sisaan tidak saling bebas)}\end{aligned}$$

Statistik Uji (Tsay, 2014):

$$Q_k(m) = T^2 \sum_{i=1}^m \frac{1}{T-i} \text{tr}(\hat{\Gamma}'(i) \hat{\Gamma}^{-1}(0) \hat{\Gamma}(i) \hat{\Gamma}^{-1}(0)) \quad (2.59)$$



dengan,

$$\hat{\Gamma}(i) = \frac{1}{T} \sum_{t=i+1}^T e_t e'_{t-i} \quad (2.60)$$

di mana,

$\hat{\Gamma}(i)$  : matriks kovarian sisaan pada *lag* waktu ke- $t$

$e_t$  : vektor sisaan dari model

$m$  : *lag* maksimum

$T$  : banyaknya pengamatan (waktu)

Kriteria keputusan terhadap autokorelasi sisaan yakni jika nilai  $Q_k(m) < \chi^2_{(M^2(m-p))}$  atau  $p\text{-value} > \alpha$  maka terima  $H_0$  berarti sisaan bersifat *white noise*.

## 2.12.2 Uji Normalitas Multivariat

Salah satu uji normalitas multivariat adalah uji *Jarque Bera*.

Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$H_0$  : Sisaan berdistribusi normal multivariat Vs

$H_1$  : Sisaan tidak berdistribusi normal multivariat

Mardia (1970) dalam Kasabarang, Setiawan, dan Susanto (2012) mendefinisikan *skewness* dan kurtosis sampel masing-masing sebagai berikut:

$$b_{M,1} = \frac{1}{T^2} \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^T \{(Z_i - \bar{Z})' S_d^{-1} (Z_j - \bar{Z})\}^3$$

dan

$$b_{M,2} = \frac{1}{T^2} \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^T \{(Z_i - \bar{Z})' S_d^{-1} (Z_i - \bar{Z})\}^2 \quad (2.61)$$

dengan,

$$S_d = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (Z_i - \bar{Z})(Z_i - \bar{Z})'$$

dan

$$\bar{Z} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T Z_i \quad (2.62)$$

Sedangkan, *skewness* multivariat dan kurtosis multivariat sampel masing-masing sebagai berikut:

$$z_{M,1} = \frac{T}{6} b_{M,1}$$

dan

$$z_{M,2} = \sqrt{\frac{T}{8M(M+2)}} (b_{M,2} - M(M+1)) \quad (2.63)$$

Berdistribusi  $\chi^2$  secara asimtotik dengan derajat bebas  $f \equiv \frac{M(M+1)(M+2)}{6}$ . Dengan membuat referensi untuk  $b_{M,1}$  dan  $b_{M,2}$ .

Mardia (1974) menganggap statistik uji  $z_{M,1}$  dan  $z_{M,2}$  masing-masing dapat digantikan menjadi:

$$z_{M,1}^* = \frac{T}{6} b_{M,1} \frac{(M+1)(T+1)(T+3)}{T\{(T+1)(M+1)-6\}}$$

dan

$$z_{M,2}^* = \frac{\sqrt{(T+3)(T+5)}\{(T+1)b_{M,2}-M(M+2)(T-1)\}}{\sqrt{8M(M+2)(T-3)(T-M-1)(T-M+1)}} \quad (2.64)$$

Uji normalitas multivariat dengan statistik uji *Jarque Bera* dituliskan sebagai berikut:

$$MJB_M^* = z_{M,1}^* + z_{M,2}^{*2} \quad (2.65)$$

di mana,

$z_{M,1}^*$  : *skewness* multivariat

$z_{M,2}^*$  : kurtosis multivariat

$b_{M,1}$  : *skewness* sampel

$b_{M,2}$  : kurtosis sampel

$\bar{x}$  : sampel rata-rata vektor

$S_d$  : matriks varians kovarians

Kriteria keputusan *Jarque Bera* multivariat yakni jika nilai  $MJB_M^* < \chi_{f+1}^2$  atau *p-value*  $> \alpha$  maka terima  $H_0$  berarti sisaan menyebar normal multivariat.

## 2.13 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan jika terdapat lebih dari satu model yang memenuhi kriteria kelayakan. Salah satu kriteria penentuan model terbaik adalah dengan menggunakan AIC (*Akaike's Information Criterion*). Model terbaik diperoleh jika nilai AIC semakin kecil pada suatu model maka model tersebut akan semakin baik.

Berikut perhitungan AIC (Wei, 2006):

$$AIC(i) = \ln \left( |S(p)| + \frac{2pb^2}{T} \right) \quad (2.66)$$

di mana,

$S(p)$  : jumlah kuadrat sisaan

$p$  : orde model VAR

$b$  : banyaknya parameter yang diduga dalam model

$T$  : banyaknya pengamatan

## 2.14 Peramalan Model GSTARX

Peramalan pada model GSTARX  $(p, \lambda_p)(b, r, s)$  dilakukan secara bertahap setiap periode. Peramalan satu periode ke depan untuk  $\hat{Z}_t$  dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{Z}_{t+1} = \sum_{k=1}^p \left[ \Phi_{k0} W^{(0)} + \sum_{s=1}^{\lambda_p} \Phi_{ks} W^{(s)} \right] Z_{(t+1-k)}^* + \sum_{m=0}^s \beta_m X_{t-m} \quad (2.67)$$

di mana,

$\hat{Z}_{t+1}$  : peramalan satu periode ke depan

$\lambda_p$  : orde spasial variabel endogen dengan derajat  $p$

$W^{(l)}$  : matriks pembobot berukuran  $l \times l$  pada lag spasial  $l$

$W^{(0)}$  : matriks identitas berukuran  $l \times l$

$\beta_m$  : matriks koefisien variabel eksogen pada lag waktu  $s$  berukuran  $p \times n$

$X_{t-m}$  : vektor variabel eksogen dengan skala metrik pada waktu  $t-m$  berukuran  $n \times 1$

$e_{(t)}$  : vektor galat pada waktu  $t$  dengan asumsi

$e_{(t)} \sim iid N(0, \sigma^2 I)$  berukuran  $p \times 1$

Untuk mengukur seberapa besar kesalahan peramalan dibandingkan dengan nilai aktual dapat menggunakan metode MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). MAPE juga digunakan untuk membandingkan ketepatan peramalan. Berikut perhitungan MAPE (Wei, 2006):

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^T \left| \left( \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right) \right|}{n} \times 100\% \quad (2.68)$$

dengan  $T$  adalah banyaknya pengamatan,  $Z_t$  adalah data pengamatan ke- $t$  dan  $\hat{Z}_t$  adalah nilai duga dari data pengamatan ke- $t$ .

## 2.15 Tinjauan Nonstatistika

### 2.15.1 Perdagangan Internasional

Perdagangan internasional diartikan sebagai proses tukar menukar yang didasarkan atas kehendak sukarela dari masing-masing pihak yang harus mempunyai kebebasan menentukan apakah dia mau melakukan perdagangan atau tidak. Perdagangan hanya akan terjadi jika tidak ada satu pihak yang memperoleh keuntungan dan tidak ada pihak lain yang dirugikan. Manfaat yang diperoleh dari perdagangan internasional tersebut disebut manfaat perdagangan atau *gains from trade*.

Pada dasarnya perdagangan internasional merupakan kegiatan yang menyangkut penawaran (ekspor) dan permintaan (impor) antar negara. Pada saat melakukan ekspor, negara menerima devisa untuk pembayaran. Devisa inilah yang nantinya digunakan untuk membiayai impor. Ekspor suatu Negara merupakan impor bagi Negara lain, begitu juga sebaliknya (Budiono, 1999).

Dengan berbagai pengecualian, perdagangan internasional dianggap sebagai suatu akibat dari adanya interaksi antara permintaan dan penawaran yang bersaing. Permintaan (*demand*) dan penawaran (*supply*) akan tampak dalam bentuknya yang sudah dikenal serta merupakan suatu interaksi dari kemungkinan produksi dan preferensi konsumen.

### 2.15.2 Ekspor

Ekspor adalah penjualan barang ke luar negeri dengan menggunakan sistem pembayaran, kualitas, kuantitas, dan syarat penjualan lainnya yang telah disetujui oleh pihak eksportir dan importir. Permintaan ekspor adalah jumlah barang/jasa yang diminta untuk diekspor dari suatu negara ke negara lain (Sukirno, 2010). Proses ekspor pada umumnya adalah tindakan untuk mengeluarkan barang atau komoditas dari dalam negeri untuk memasukannya ke negara lain.

Menurut Sadono Sukirno (2010), manfaat dari kegiatan ekspor adalah:

1. Memperluas pasar bagi produk Indonesia. Kegiatan ekspor merupakan salah satu cara untuk memasarkan produk Indonesia ke luar negeri. Misalnya, pakaian batik merupakan salah satu produk Indonesia yang mulai dikenal oleh masyarakat dunia.

Apabila permintaan terhadap pakaian batik buatan Indonesia semakin meningkat, pendapatan para produsen batik semakin besar. Dengan demikian, kegiatan produksi batik di Indonesia akan semakin berkembang.

2. Menambah devisa negara perdagangan antarnegara memungkinkan eksportir Indonesia untuk menjual barang kepada masyarakat luar negeri. Transaksi ini dapat menambah penerimaan devisa negara. Dengan demikian, kekayaan negara bertambah karena devisa merupakan salah satu sumber penerimaan negara.
3. Memperluas lapangan kerja kegiatan ekspor akan membuka lapangan kerja bagi masyarakat. Dengan semakin luasnya pasar bagi produk Indonesia, kegiatan produksi di dalam negeri akan meningkat. Semakin banyak pula tenaga kerja yang dibutuhkan sehingga lapangan kerja semakin luas.

Dalam Mankiw (2010) menjelaskan kegiatan ekspor terbagi menjadi 2, yaitu:

1. Ekspor langsung

Ekspor langsung adalah cara menjual barang atau jasa melalui perantara/eksportir yang bertempat di negara lain atau negara tujuan ekspor. Penjualan dilakukan melalui distributor dan perwakilan penjualan perusahaan. Keuntungannya, produksi terpusat di negara asal dan kontrol terhadap distribusi lebih baik. Kelemahannya, biaya transportasi lebih tinggi untuk produk dalam skala besar dan adanya hambatan perdagangan serta proteksionisme

2. Ekspor tidak langsung

Ekspor tidak langsung adalah teknik di mana barang dijual melalui perantara/eksportir negara asal kemudian dijual oleh perantara tersebut. Melalui, perusahaan manajemen ekspor (*export management companies*) dan perusahaan pengekspor (*export trading companies*). Kelebihannya, sumber daya produksi terkonsentrasi dan tidak perlu menangani ekspor secara langsung. Kelemahannya, kontrol terhadap distribusi kurang dan pengetahuan terhadap operasi di negara lain kurang.

### 2.15.3 Impor

Impor ditentukan oleh kesanggupan atau kemampuan dalam menghasilkan barang-barang yang bersaing dengan buatan luar negeri. Nilai impor tergantung dari nilai tingkat pendapatan nasional Negara tersebut, semakin tinggi pendapatan nasional, maka impor pun semakin tinggi sebagai akibatnya banyak kebocoran dalam pendapatan nasional. Menurut Amir (1999), Impor merupakan suatu kegiatan memasukkan barang-barang dari luar negeri sesuai dengan ketentuan pemerintah dalam masyarakat yang dibayar dengan mempergunakan valuta asing.

#### ➤ **Dampak Impor**

- 1) **Dampak positif**
  - a. Meningkatkan kesejahteraan konsumen.  
Adanya impor barang-barang konsumsi, masyarakat Indonesia bisa menggunakan barang yang tidak dapat dihasilkan di dalam negeri.
  - b. Meningkatkan industri dalam negeri.  
Adanya impor, negara mendapatkan kesempatan untuk mengimpor barang-barang modal, baik yang berupa mesin industri maupun bahan baku yang memungkinkan kita untuk mengembangkan suatu industri.
  - c. Ahli teknologi.  
Adanya impor memungkinkan terjadinya alih teknologi. Secara bertahap, negara mencoba mengembangkan teknologi modern untuk mengurangi ketertinggalan suatu negara dengan negara yang sudah maju.
- 2) **Dampak negatif**
  - a. Menciptakan persaingan bagi industri dalam negeri, selain akan mendapatkan kesempatan untuk mengembangkan industri dalam negeri melalui impor barang-barang modal, namun bisa terjadi sebaliknya, industri kita tidak berkembang karena menghadapi pesaing-pesaing di luar negeri.
  - b. Menciptakan pengangguran.  
Dengan mengimpor barang dari luar negeri berarti negara tidak mempunyai kesempatan untuk memproduksi barang-barang tersebut. Sama artinya negara telah kehilangan kesempatan untuk membuka lapangan pekerjaan yang tercipta dari proses memproduksi barang tersebut.

c. Konsumerisme.

Konsumsi berlebihan terutama untuk barang-barang mewah merupakan salah satu dampak yang dapat diciptakan dari adanya kegiatan impor barang.

➤ **Derajat Keterbukaan Impor (DKI)**

Analisis Derajat Keterbukaan Impor (DKI) dalam suatu perekonomian diukur menggunakan rumus  $M/GDP$  per tahun untuk mengukur DKI tahun yang bersangkutan, serta dihitung selama satu kurun waktu untuk mengetahui perkembangannya. Dari angka DKI tersebut dapat dilihat dan ditaksir seberapa besar *exposure* impor suatu negara, sehingga dapat diketahui kebutuhan akan cadangan devisa serta dapat diketahui seberapa besar dampak buruk efek demonstrasi yang harus dihadapi oleh negara tersebut. Semakin besar angka DKI semakin besar *exposure* impor negara yang bersangkutan, semakin besar proporsi devisa yang dikuras untuk pembiayaan impor, semakin lebar pintu masuk efek demonstrasi merasuki pola konsumsi negara tersebut (Eko, 2004).

Disisi lain menurut Guritno (1998) pembiayaan untuk impor dalam perekonomian terbuka dibedakan menjadi dua jenis yaitu:

1. Impor yang nilainya tidak tergantung dari variabel lain atau impor yang nilainya dianggap tetap. Secara matematis dapat ditulis sebagai berikut:

$$M = M_0 \quad (2.69)$$

$M_0$  adalah besarnya impor.

2. Impor yang nilainya tergantung dari besar kecilnya pendapatan. Secara matematis dapat ditulis sebagai berikut :

$$M = mY \quad (2.70)$$

$m$  adalah *Marginal Propensity to Import*.

Jadi secara keseluruhan persamaan impor dirumuskan sebagai berikut:

$$M = M_0 + mY \quad (2.71)$$



[ Halaman ini sengaja dikosongkan ]



## BAB III

### METODE PENELITIAN

#### 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa yaitu Jawa Timur, Jawa Tengah, dan Jawa Barat. Dengan variabel eksogen berskala metrik yaitu Impor tiga provinsi di Pulau Jawa sebagai fungsi transfer. Data ekspor dan impor yang digunakan pada periode Januari 2013 sampai Desember 2017. Data diperoleh dari Badan Pusat Statistika (BPS) yang dapat diakses melalui *website* BPS ([www.bps.go.id/](http://www.bps.go.id/)).

#### 3.2 Analisis Data

Berikut adalah tahapan dalam pemodelan GSTAR *with exogenous variable* (GSTARX):

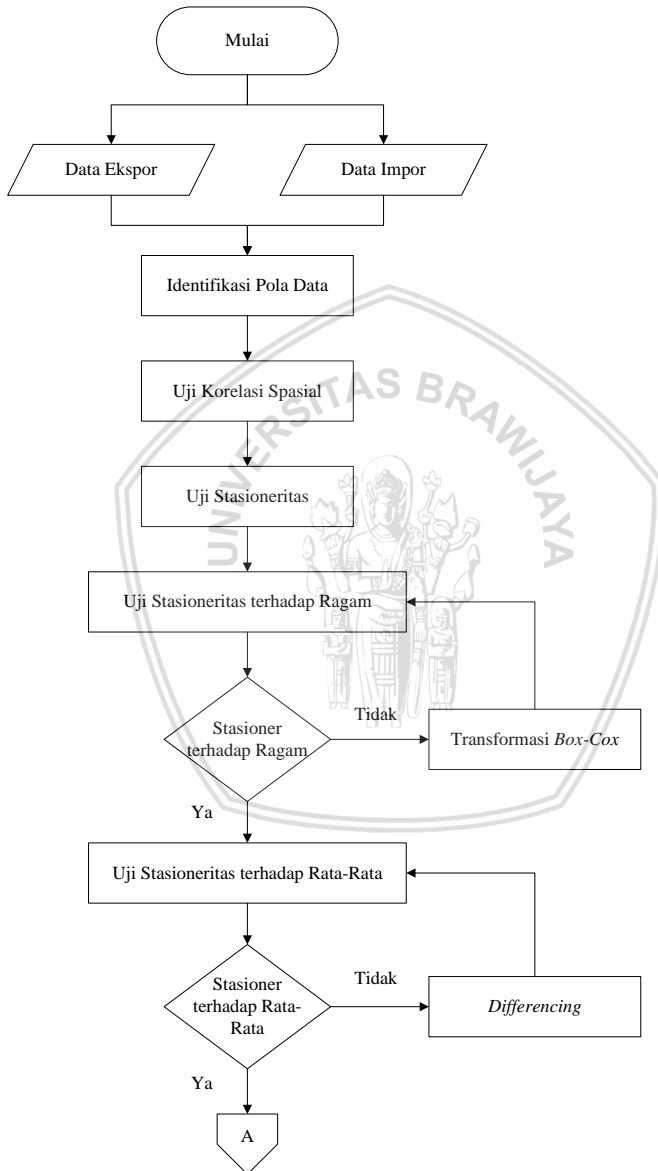
1. Identifikasi pola data yakni, data ekspor dan impor pada tiga provinsi di Pulau Jawa dengan menggunakan *time series plot*.
2. Memeriksa korelasi antar lokasi dengan menggunakan uji Korelasi *Pearson* pada persamaan 2.1.
3. a.) Memeriksa kestasioneran terhadap ragam dan rata-rata pada data ekspor dan impor tiga provinsi di Pulau Jawa. Kestasioneran terhadap ragam dapat dilihat melalui nilai parameter transformasi  $\lambda$ . Jika nilai  $\lambda$  sama dengan atau mendekati satu dapat dikatakan bahwa data sudah stasioner terhadap ragam, sedangkan stasioneritas terhadap rata-rata dapat dilihat menggunakan plot ACF atau dengan uji *Dickey-Fuller* (DF) menggunakan persamaan 2.11.  
b.) Melakukan penanganan apabila data tidak stasioner. Jika data tidak stasioner terhadap ragam perlu dilakukan transformasi *Box-Cox* berdasarkan persamaan 2.2. Jika data tidak stasioner terhadap rata-rata perlu dilakukan *differencing* sampai data stasioner terhadap rata-rata menggunakan persamaan 2.15.
4. Memeriksa autokorelasi antara ekspor dan impor pada ketiga provinsi di Pulau Jawa dengan menggunakan uji *Cross Correlation Function* (CCF) pada persamaan 2.19.
5. Identifikasi model GSTARX dengan menentukan orde waktu, orde spasial dan orde X. Menentukan orde waktu menggunakan MPACF pada persamaan 2.50 berdasarkan data yang sudah stasioner terhadap ragam maupun rata-rata. Orde spasial yang

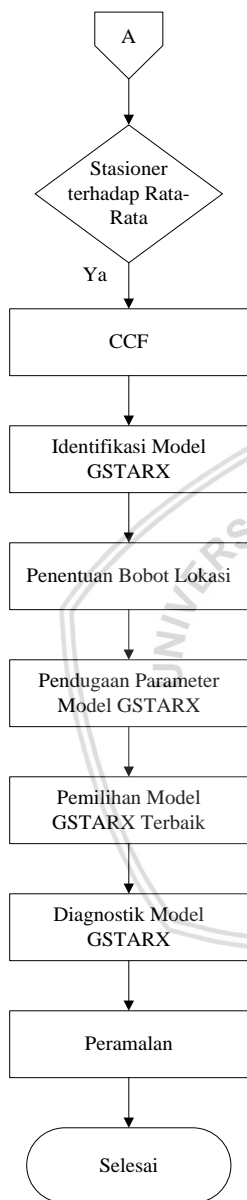
- digunakan adalah orde satu. Hal ini dikarenakan, untuk orde yang lebih tinggi akan sulit untuk dilakukan interpretasi (Wutsqa dkk., 2010). Sementara, untuk menentukan orde  $X$  dengan menggunakan bobot respon impulse pada persamaan 2.52.
6. Menentukan bobot lokasi menggunakan bobot normalisasi korelasi silang pada persamaan 2.35.
  7. Melakukan pendugaan parameter model GSTARX dengan metode *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) pada persamaan 2.58.
  8. Pemilihan model terbaik dilakukan jika terdapat lebih dari satu model yang memenuhi kriteria kelayakan. Salah satu kriteria penentuan model terbaik adalah dengan menggunakan AIC pada persamaan 2.66.
  9. Diagnostik model sisaan GSTARX dengan uji asumsi *white noise* dan uji normal multivariat. Pengujian sisaan yang bersifat *white noise* menggunakan uji *portmanteau* pada persamaan 2.59, sedangkan untuk menguji sisaan yang bersifat normal multivariat menggunakan uji *Jarque Bera* Multivariat pada persamaan 2.65.
  10. Melakukan peramalan ekspor untuk 5 periode ke depan pada tiga provinsi di Pulau Jawa dengan menggunakan model GSTARX pada persamaan 2.67.

Tahapan analisis data menggunakan *software Minitab 17* untuk identifikasi pola data, memeriksa korelasi spasial dengan korelasi *pearson*, uji normal multivariat. *Software SAS 9.3* untuk pengujian stasioneritas ragam, memeriksa korelasi antara ekspor dan impor dengan uji CCF, dan identifikasi model GSTARX untuk orde waktu. *Software GRETL* untuk pengujian stasioneritas rata-rata. *Software R* untuk pendugaan parameter model GSTARX, uji asumsi *white noise* dengan uji *portmanteau*, dan peramalan model GSTARX. *Software Microsoft Excel* untuk menentukan bobot lokasi normalisasi korelasi silang, dan identifikasi model GSTARX untuk orde  $X$ .

### 3.3 Diagram Alir Penelitian

Tahapan pemodelan GSTARX dijelaskan dalam diagram alir yang tersaji pada Gambar 3.1.





Gambar 3.1 Diagram Alir Pemilihan Model GSTARX Terbaik Berdasarkan Bobot Lokasi Normalisasi Korelasi Silang

## BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Karakteristik Data

Pada sub bab ini akan dijelaskan mengenai karakteristik dari data ekspor dan impor tiga provinsi di Pulau. Tiga provinsi yang digunakan adalah Provinsi Jawa Timur, Jawa Tengah, dan Jawa Barat. Data ekspor pada penelitian ini dijadikan sebagai variabel endogen, sedangkan data impor sebagai variabel eksogen. Identifikasi karakteristik data dilakukan dengan menggunakan statistik deskriptif dan plot deret waktu.

#### 4.1.1 Karakteristik Data Ekspor Tiga Provinsi di Pulau Jawa

Periode data ekspor yang digunakan adalah periode Januari 2013 sampai dengan Desember 2017. Statistik deskriptif digunakan untuk mengetahui nilai minimum dan maksimum pada data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa. Statistik deskriptif data disajikan dalam Tabel 4.1.

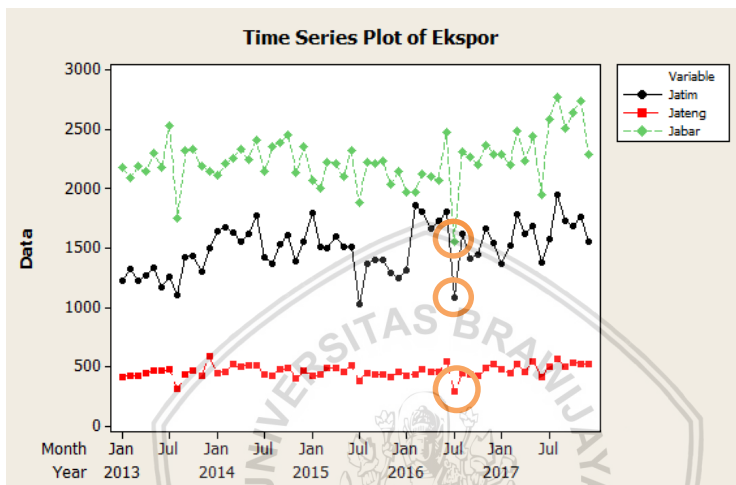
**Tabel 4.1.** Statistik Deskriptif Data Ekspor (Juta US\$) Tiga Provinsi di Pulau Jawa periode Januari 2013 – Desember 2017

Lokasi	Minimum	Maksimum
<b>Jatim</b>	1025.8	1947.5
<b>Jateng</b>	287.33	583.55
<b>Jabar</b>	1557.5	2778.7

Berdasarkan pada Tabel 4.1, dapat diketahui bahwa nilai minimum data ekspor di Provinsi Jawa Timur terjadi pada bulan Juli 2015 sebesar US\$ 1025.5 juta. Sementara, nilai minimum di Provinsi Jawa Tengah terjadi pada bulan Juli 2016 sebesar US\$ 287.33 juta dan di Provinsi Jawa Barat terjadi pada bulan Juli 2016 sebesar US\$ 1557.5 juta. Nilai minimum yang terjadi pada bulan Juli disebabkan pengaruh siklus Lebaran, di mana para karyawan perusahaan libur kerja selama lima hari dan terjadi larangan kendaraan truk melintas di jalan tol dimulai pada tujuh hari sebelum Lebaran, hal tersebut menyebabkan ekspor menjadi turun. Tren nilai ekspor akan kembali naik setelah Lebaran. Hal ini dapat dilihat melalui nilai maksimum yang terjadi di Jawa Timur pada bulan Agustus 2017 sebesar US\$ 1947.5 juta, Jawa Tengah pada bulan Desember 2013 sebesar US\$

583.55 juta, dan Jawa Barat pada bulan Agustus 2017 sebesar US\$ 2778.7 juta.

Identifikasi karakteristik data dapat dilakukan dengan mengamati plot deret waktu. Plot deret waktu pada data Ekspor Tiga Provinsi di Pulau Jawa disajikan pada Gambar 4.1.



**Gambar 4.1.** Plot Deret Waktu Data Ekspor Tiga Provinsi di Pulau Jawa periode Januari 2013 – Desember 2017

Berdasarkan pada Gambar 4.1 menunjukkan bahwa pola ekspor Jawa Barat cenderung fluktuatif mulai tahun 2013 sampai tahun 2014, pada tahun 2015 pola ekspor menurun dan meningkat kembali secara perlahan pada pertengahan tahun 2016 sampai tahun 2017. Sementara, pola ekspor Jawa Timur fluktuatif dan meningkat pada tahun 2013 sampai tahun 2014, tahun 2015 nilai ekspor menurun dan meningkat kembali tahun 2016 dan terus fluktuatif pada tahun 2017. Sedangkan, untuk pola ekspor Jawa Tengah cenderung bersifat fluktuatif pada tahun 2013 sampai tahun 2017.

Pada Gambar 4.1 juga menunjukkan bahwa nilai ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa mengalami penurunan yang signifikan pada bulan Juli 2016. Menurut BPS, terjadinya penurunan nilai ekspor disebabkan menurunnya nilai ekspor komoditas migas maupun non migas pada masing-masing Provinsi.

Ekspor Jawa Tengah pada bulan Juli 2016 mengalami penurunan cukup besar dibanding Juni 2016. Penurunan nilai ekspor disebabkan oleh turunnya ekspor baik komoditas migas maupun non migas dari Jawa Tengah. Ekspor komoditas migas mengalami penurunan sebesar 99,76 persen. Sedangkan, untuk komoditas non migas mengalami penurunan sebesar 46,31 persen.

Ekspor Jawa Barat pada bulan Juli 2016 turun 37,09 persen dibanding Juni 2016. Penurunan ini utamanya disebabkan oleh turunnya ekspor non migas sebesar 37,61 persen dan ekspor migas yang turun sebesar 7,78 persen.

Ekspor Jawa Timur pada bulan Juli 2016 turun 40,06 persen dibanding ekspor bulan Juni 2016. Penurunan nilai ekspor disebabkan oleh menurunnya ekspor migas Jawa Timur sebesar 67,29 persen dan ekspor non migas yang turun sebesar 37,69 persen.

#### 4.1.2 Karakteristik Data Impor Tiga Provinsi di Pulau Jawa

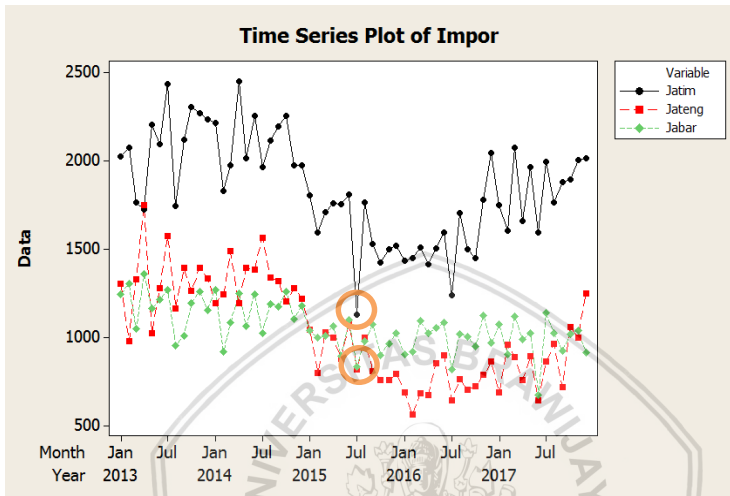
Periode data impor yang digunakan adalah periode Januari 2013 sampai dengan Desember 2017. Statistik deskriptif digunakan untuk mengetahui nilai minimum dan maksimum pada data impor tiga provinsi di Pulau Jawa. Statistik deskriptif data disajikan dalam Tabel 4.2.

**Tabel 4.2.** Statistik Deskriptif Data Impor (Juta US\$) Tiga Provinsi di Pulau Jawa periode Januari 2013 – Desember 2017

Lokasi	Minimum	Maksimum
Jatim	1126.5	2452.8
Jateng	558.8	1748.3
Jabar	670.7	1356.1

Berdasarkan pada Tabel 4.2, dapat diketahui bahwa nilai minimum data impor di Jawa Timur terjadi pada bulan Juli 2015 sebesar US\$ 10126.5 juta. Nilai minimum di Jawa Tengah terjadi pada bulan Februari 2016 sebesar US\$ 558.8 juta. Sementara, Jawa Barat memiliki nilai minimum sebesar US\$ 670.7 juta terjadi pada bulan Juni 2017. Nilai minimum yang terjadi pada tiga provinsi tidak dipengaruhi siklus lebaran. Hal ini dikarenakan nilai minimum data impor tiga provinsi di Pulau Jawa terjadi pada bulan yang berbeda. Sementara, nilai maksimum yang terjadi di Jawa Timur, Jawa Tengah, dan Jawa Barat berturut-turut pada bulan April 2014 sebesar US\$

2452.8 juta, April 2013 sebesar US\$ 1748.3 juta, dan April 2013 sebesar US\$ 1356.1 juta. Terjadinya nilai maksimum pada bulan April disebabkan oleh krisis global yang masih berlanjut dan berdampak pada penurunan harga komoditas.



**Gambar 4.2.** Plot Deret Waktu Data Impor Tiga Provinsi di Pulau Jawa periode Januari 2013 – Desember 2017

Berdasarkan pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa pola impor Jawa Timur cenderung fluktuatif pada tahun 2013 sampai tahun 2014, kemudian terjadi penurunan nilai impor pada tahun 2015 dan nilai impor kembali naik secara perlahan pada pertengahan tahun 2016 sampai tahun 2017.

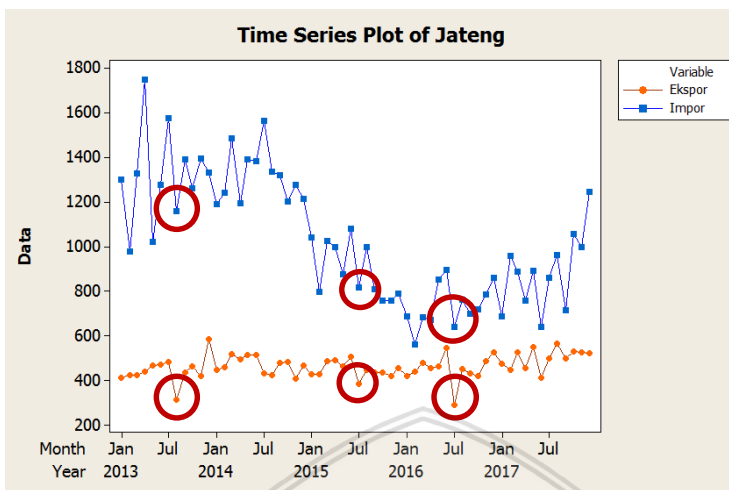
Sementara, pola impor Jawa Timur cenderung fluktuatif pada tahun 2013 sampai tahun 2014, kemudian terjadi penurunan nilai impor pada tahun 2015 dan nilai impor kembali naik secara perlahan pada tahun 2016 sampai tahun 2017.

Sedangkan, untuk pola ekspor Jawa Tengah cenderung fluktuatif pada tahun 2013 sampai tahun 2014, kemudian terjadi penurunan pada tahun 2015 dan cenderung fluktuatif kembali sampai tahun 2017.

Pada Gambar 4.2 juga menunjukkan bahwa nilai impor tiga provinsi di Pulau Jawa mengalami penurunan yang signifikan pada bulan Juli 2016. Menurut BPS, terjadinya penurunan nilai ekspor



43

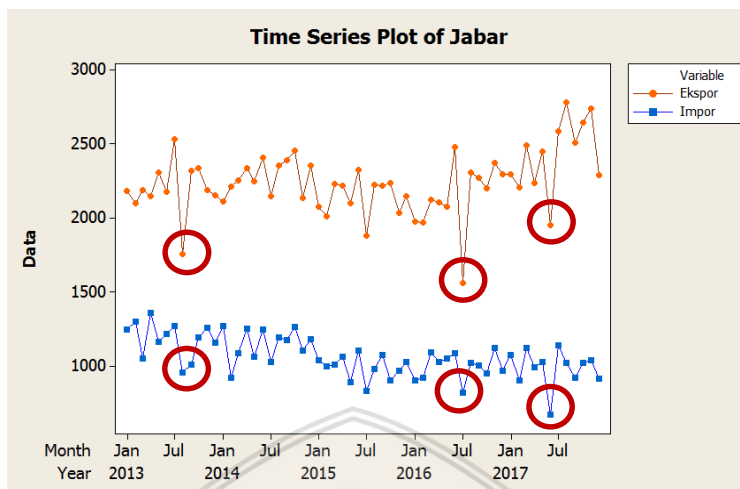


**Gambar 4.4.** Plot Deret Waktu Data Ekspor-Impor di Provinsi Jawa Tengah periode Januari 2013 – Desember 2017

Berdasarkan pada Gambar 4.4 pola data antara ekspor dan impor terlihat jauh berbeda. Akan tetapi, pada bulan Agustus 2013, Juli 2015 dan Juli 2016 baik ekspor maupun impor mengalami penurunan. Hal ini disebabkan adanya pengaruh siklus Lebaran.

#### 4.1.5 Karakteristik Ekspor-Impor Provinsi Jawa Barat

Melalui gabungan plot deret waktu antara data ekspor dan impor di Provinsi Jawa Barat, dapat dilihat hubungan kedua variabel tersebut berdasarkan pola data pada setiap provinsi. Plot deret waktu ekspor-impor di Jawa Barat disajikan dalam Gambar 4.5.



**Gambar 4.5.** Plot Deret Waktu Data Ekspor-Impor di Provinsi Jawa Barat periode Januari 2013 – Desember 2017

Berdasarkan pada Gambar 4.5 pola data antara ekspor dan impor terlihat jauh berbeda. Akan tetapi, pada bulan Agustus 2013, Juli 2016 dan Juli 2017 baik ekspor maupun impor mengalami penurunan yang cukup tajam. Hal ini disebabkan adanya pengaruh siklus Lebaran.

## 4.2 Korelasi Spasial

Pengujian korelasi spasial digunakan untuk mengetahui hubungan suatu variabel antar lokasi. Bentuk hubungan suatu variabel antar lokasi dapat diuji menggunakan uji korelasi *pearson*.

### 4.2.1 Ekspor antar Lokasi

Nilai korelasi antar lokasi menunjukkan nilai keeratan hubungan satu lokasi dengan lokasi lain pada suatu waktu. Berikut hasil korelasi *pearson* pada data ekspor antar Provinsi Jawa Timur, Jawa Tengah, dan Jawa Barat disajikan pada Tabel 4.3.

**Tabel 4.3.** Korelasi *Pearson* pada Data Ekspor antar Lokasi

Lokasi		Jatim	Jateng	Jabar
Jatim	r	-	0.665	0.535
Jateng	r	0.665	-	0.771
Jabar	r	0.535	0.771	-

Berdasarkan hasil korelasi *pearson* pada Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa koefisien korelasi antar lokasi berkisar antara 0.535 sampai 0.771 dengan *p-value* sebesar 0.000 pada semua lokasi. Ekspor antar lokasi mempunyai hubungan yang nyata karena memiliki nilai korelasi dengan *p-value* kurang dari  $\alpha = 0.05$ . Hal tersebut menyatakan bahwa hubungan ekspor antar lokasi memiliki keterkaitan yang kuat.

## 4.2.2 Impor antar Lokasi

Nilai korelasi antar lokasi menunjukkan nilai keeratan hubungan satu lokasi dengan lokasi lain pada suatu waktu. Berikut hasil korelasi *pearson* pada data impor antar Provinsi Jawa Timur, Jawa Tengah, dan Jawa Barat disajikan pada Tabel 4.4.

**Tabel 4.4.** Korelasi *Pearson* pada Data Impor antar Lokasi

Lokasi		Jatim	Jateng	Jabar
Jatim	r	-	0.694	0.688
Jateng	r	0.694	-	0.604
Jabar	r	0.688	0.604	-

Berdasarkan hasil korelasi *pearson* pada data impor antar lokasi pada tabel 4.4 dapat diketahui bahwa koefisien korelasi antar lokasi berkisar antara 0.604 – 0.694 dengan *p-value* sebesar 0.000 pada semua lokasi. Impor antar lokasi mempunyai hubungan yang nyata karena memiliki nilai korelasi dengan *p-value* kurang dari  $\alpha = 0.05$ . Hal tersebut menyatakan bahwa hubungan impor antar lokasi memiliki keterkaitan yang kuat.

## 4.3 Pengujian Stasioneritas Ragam dan Rata-Rata

Terdapat dua asumsi stasioneritas dalam pemodelan deret waktu, yakni stasioner terhadap ragam dan stasioner terhadap rata-rata. Apabila data belum memenuhi kestasioneran terhadap ragam maupun rata-rata, maka data tersebut harus distasionerkan terlebih dahulu sebelum dilakukan analisis lebih lanjut.

### 4.3.1 Stasioneritas terhadap Ragam

Stasioneritas ragam dapat dilihat pada nilai duga parameter lambda ( $\lambda$ ) yang dihasilkan dari plot *Box-Cox*. Jika nilai  $\lambda$  mendekati atau sama dengan satu maka dapat disimpulkan bahwa data sudah stasioner terhadap ragam, begitu juga sebaliknya.

## 1. Ekspor Tiga Provinsi di Pulau Jawa

Hasil pengujian stasioneritas terhadap ragam dengan plot *Box-Cox* secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 5. Berikut ini disajikan secara ringkas hasil pengujian stasioneritas terhadap ragam pada data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa pada Tabel 4.5.

**Tabel 4.5.** Nilai lambda dan Bentuk Transformasi *Box-Cox* Data Ekspor Tiga Provinsi di Pulau Jawa

Lokasi	$\lambda$	Transformasi ( $Z_t^*$ )		Kesimpulan
		Bentuk Transformasi	$\lambda$	
Jatim	1.25	$(Z_t)^{1.25}$	1	Stasioner
Jateng	2	$(Z_t)^2$	1	Stasioner
Jabar	1.5	$(Z_t)^{1.5}$	1	Stasioner

Berdasarkan Tabel 4.5 dapat diketahui bahwa data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa pada transformasi pertama menunjukkan nilai lambda sama dengan satu pada ke-tiga lokasi, artinya data telah stasioner terhadap ragam. Sehingga, tidak perlu dilakukan transformasi kembali.

## 2. Impor Tiga Provinsi di Pulau Jawa

Hasil pengujian stasioneritas terhadap ragam dengan plot *Box-Cox* secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 5. Berikut ini disajikan secara ringkas hasil pengujian stasioneritas terhadap ragam pada data impor tiga provinsi di Pulau Jawa pada Tabel 4.6.

**Tabel 4.6.** Nilai lambda dan Bentuk Transformasi *Box-Cox* Data Impor Tiga Provinsi di Pulau Jawa

Lokasi	$\lambda$	Transformasi ( $X_t^*$ )		Kesimpulan
		Bentuk Transformasi	$\lambda$	
Jatim	1	-	-	Stasioner
Jateng	0	$\log(X_t)$	1	Stasioner
Jabar	1.25	$(X_t)^{1.25}$	1	Stasioner

Berdasarkan Tabel 4.6 dapat diketahui bahwa data impor Jawa Timur memiliki nilai lambda sama dengan satu yang artinya data telah stasioner terhadap ragam. Sementara, untuk impor Jawa Tengah dan Jawa Barat nilai lambda tidak sama dengan satu. Sehingga, perlu

dilakukan transformasi. Hasil transformasi pertama menunjukkan nilai lambda impor Jawa Tengah dan Jawa Barat sama dengan satu, artinya data telah stasioner terhadap ragam.

#### 4.3.2 Stasioneritas terhadap Rata-Rata

Setelah data stasioner terhadap ragam, selanjutnya dilakukan pengujian stasioneritas terhadap rata-rata. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan Uji *Dickey-Fuller* (DF). Berikut hipotesis yang digunakan:

$$H_0 : \phi^* = 0 \text{ (data tidak stasioner terhadap rata-rata)} \quad \forall$$

$$H_1 : \phi^* < 0 \text{ (data stasioner terhadap rata-rata)}$$

##### 1. Ekspor Tiga Provinsi di Pulau Jawa

Hasil pengujian stasioneritas terhadap rata-rata dengan uji *Dickey-Fuller* secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 6. Berikut ini disajikan secara ringkas hasil pengujian stasioneritas terhadap rata-rata pada data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa pada Tabel 4.7.

**Tabel 4.7.** Uji *Dickey-Fuller* (DF) pada Data Ekspor Tiga Provinsi di Pulau Jawa

Lokasi	Statistik Uji $\tau$	<i>p-value</i>	Kesimpulan
Jatim	-4.938*	0.000132	Stasioner
Jateng	-7.205*	$4.88 \times 10^{-8}$	Stasioner
Jabar	-6.685*	$2.92 \times 10^{-7}$	Stasioner

\*: signifikan pada  $\alpha = 0.05$

Berdasarkan Tabel 4.7 dapat diketahui bahwa data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa memiliki *p-value* kurang dari  $\alpha = 0.05$ , artinya data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa sudah stasioner terhadap rata-rata. Sehingga, tidak perlu dilakukan *differencing*.

##### 2. Impor Tiga Provinsi di Pulau Jawa

Hasil pengujian stasioneritas terhadap rata-rata dengan uji *Dickey-Fuller* secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 6. Berikut ini disajikan secara ringkas hasil pengujian stasioneritas terhadap rata-rata pada data impor tiga provinsi di Pulau Jawa pada Tabel 4.8.

**Tabel 4.8.** Uji *Dickey-Fuller* (DF) pada Data Impor Tiga Provinsi di Pulau Jawa

Lokasi	Statistik Uji $\tau$	$p$ -value	Kesimpulan
Jatim	-3.95*	0.003152	Stasioner
Jateng	-3.01*	0.0397	Stasioner
Jabar	-6.24*	$1.39 \times 10^{-6}$	Stasioner

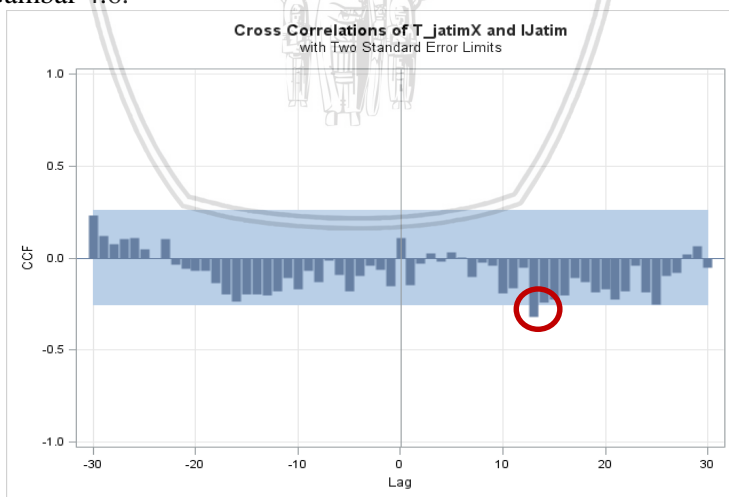
Berdasarkan Tabel 4.8 dapat diketahui bahwa data impor tiga provinsi di Pulau Jawa memiliki  $p$ -value kurang dari  $\alpha = 0.05$ , artinya data impor tiga provinsi di Pulau Jawa sudah stasioner terhadap rata-rata. Sehingga, tidak perlu dilakukan *differencing*.

#### 4.4 *Cross Correlation Function* (CCF)

Untuk mengetahui hubungan dua arah antar dua variabel yakni, variabel endogen dan eksogen dapat menggunakan analisis CCF.

##### 1. Ekspor dan Impor di Provinsi Jawa Timur

Analisis CCF pada variabel ekspor dan impor dilakukan untuk mengetahui arah hubungan antar variabel tersebut. Plot CCF untuk variabel ekspor dan impor di Provinsi Jawa Timur disajikan pada Gambar 4.6.



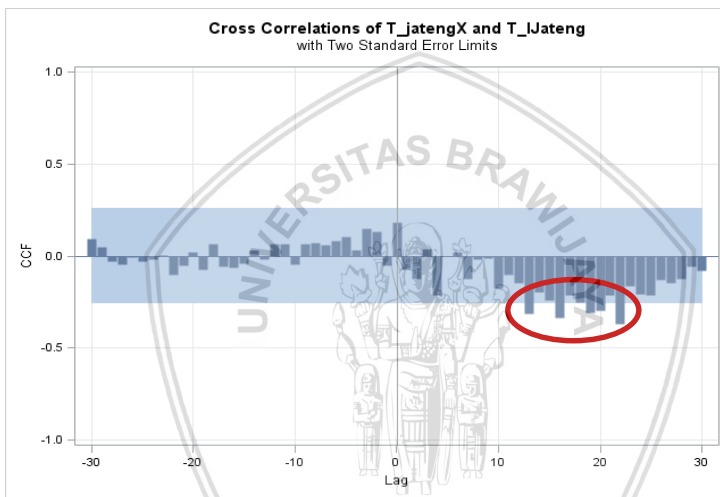
**Gambar 4.6.** Plot CCF Impor Jawa Timur ( $X_1$ ) dengan Ekspor Jawa Timur ( $Z_1$ )

repository.ub.ac.id

Berdasarkan plot CCF pada Gambar 4.6 menunjukkan bahwa terdapat korelasi silang yang signifikan pada *lag* positif, sehingga dapat dikatakan bahwa terdapat hubungan satu arah yaitu impor Jawa Timur mempengaruhi ekspor Jawa Timur.

## 2. Ekspor dan Impor di Provinsi Jawa Tengah

Analisis CCF pada variabel ekspor dan impor dilakukan untuk mengetahui arah hubungan antar variabel tersebut. Plot CCF untuk variabel ekspor dan impor di Provinsi Jawa Tengah disajikan pada Gambar 4.7.



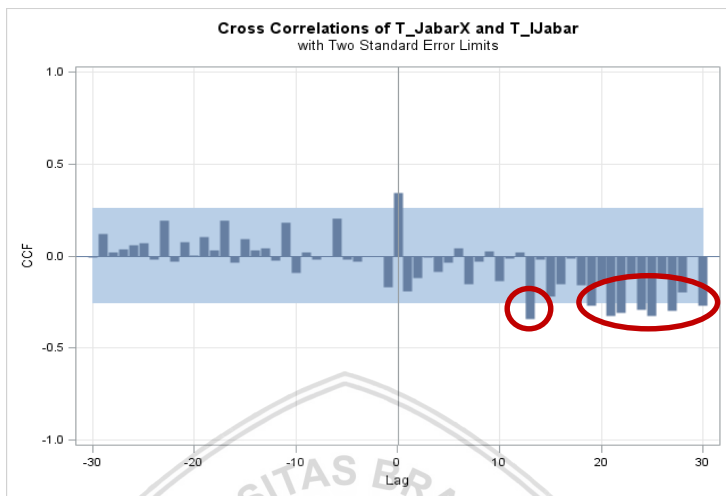
**Gambar 4.7.** Plot CCF Impor Jawa Tengah ( $X_2$ ) dengan Ekspor Jawa Tengah ( $Z_2$ )

Berdasarkan plot CCF pada Gambar 4.7 menunjukkan bahwa terdapat korelasi silang yang signifikan pada *lag* positif, sehingga dapat dikatakan bahwa terdapat hubungan satu arah yaitu impor Jawa Tengah mempengaruhi ekspor Jawa Tengah.

## 3. Ekspor dan Impor di Provinsi Jawa Barat

Analisis CCF pada variabel ekspor dan impor dilakukan untuk mengetahui arah hubungan antar variabel tersebut. Plot CCF untuk variabel ekspor dan impor di Provinsi Jawa Barat disajikan pada Gambar 4.8.





**Gambar 4.8.** Plot CCF Impor Jawa Barat ( $X_3$ ) dengan Ekspor Jawa Barat ( $Z_3$ )

Berdasarkan plot CCF pada Gambar 4.8 menunjukkan bahwa terdapat korelasi silang yang signifikan pada *lag* positif, sehingga dapat dikatakan bahwa terdapat hubungan satu arah yaitu impor Jawa Barat mempengaruhi ekspor Jawa Barat.

#### 4.5 Identifikasi Model GSTARX

Pengidentifikasi model GSTARX terbagi menjadi dua bagian yakni, untuk identifikasi model GSTAR dapat dilakukan dengan mengamati plot MPACF dari data deret waktu yang telah stasioner. Sementara, untuk identifikasi variabel eksogen dapat dilakukan dengan menggunakan bobot respon impulse.

##### 4.5.1 Identifikasi Model GSTAR

Model GSTAR memiliki dua orde yakni orde waktu dan orde spasial. Menurut Wutsqa, Suhartono, dan Sutijo (2010), orde spasial pada umumnya dibatasi pada orde satu karena orde yang lebih tinggi akan sulit untuk diinterpretasikan. Sedangkan, orde waktu ditentukan berdasarkan orde model VAR dengan menggunakan plot MPACF sebagai bahan identifikasi. Plot MPACF data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa disajikan pada Gambar 4.9.

Schematic Representation of Partial Cross Correlations															
Variable/Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
T_JatimX	+. .	. . .	. . .	. . .	. - .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .
T_JatengX	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .
T_JabarX	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between															

**Gambar 4.9.** Plot MPACF pada Data Ekspor Tiga Provinsi di Pulau Jawa

Berdasarkan plot MPACF pada Gambar 4.9 menunjukkan bahwa terdapat *lag* yang signifikan yakni *lag* 1 dan *cut off* pada *lag* ke-5. Panjang *lag* yang optimal dapat ditentukan dengan melihat nilai AIC untuk masing-masing kemungkinan pasangan orde VAR dan VMA. Namun, pada penelitian ini tidak dijelaskan lebih lanjut mengenai proses VMA ( $q$ ). Hasil *output* secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 7. Berikut ini disajikan identifikasi orde VAR untuk GSTAR dengan nilai AIC pada Tabel 4.9.

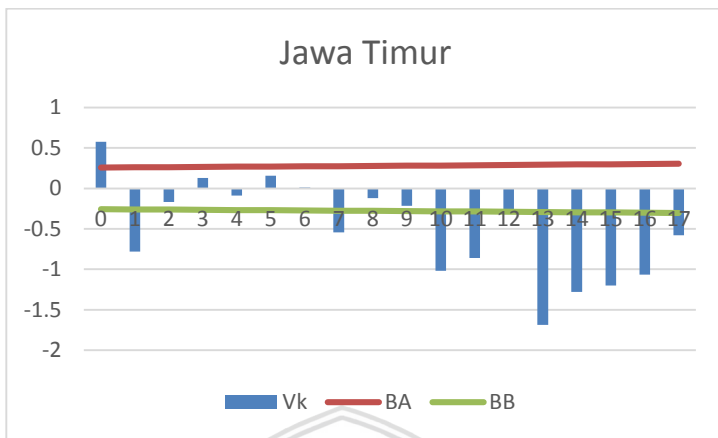
**Tabel 4.9.** Identifikasi Orde VAR untuk GSTAR dengan Nilai AIC

Orde VAR untuk GSTAR	Nilai AIC
[1]	54.4568
[5]	54.34719

Berdasarkan nilai AIC pada Tabel 4.9 dapat diketahui bahwa orde VAR ([5]) memiliki nilai AIC terkecil. Model yang dapat digunakan adalah model GSTAR ([5]<sub>1</sub>).

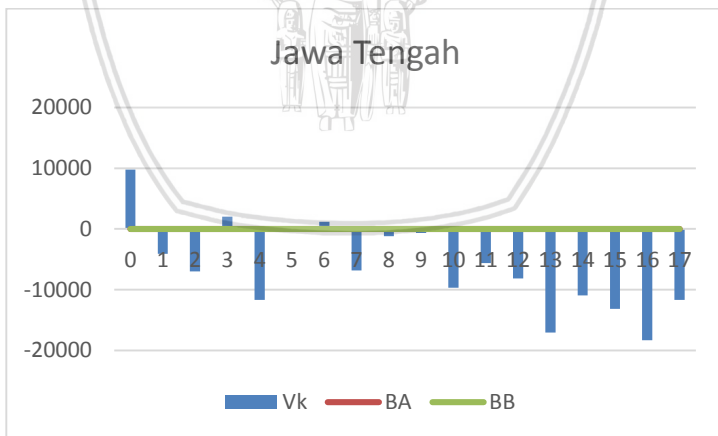
#### 4.5.2 Identifikasi Bobot Respon Impulse ( $b, r, s$ )

Identifikasi orde ( $b, r, s$ ) dapat menggunakan bobot respon impulse. Berikut grafik bobot respon impulse untuk tiga provinsi di Pulau Jawa disajikan pada Gambar 4.10, Gambar 4.11, dan Gambar 4.12.



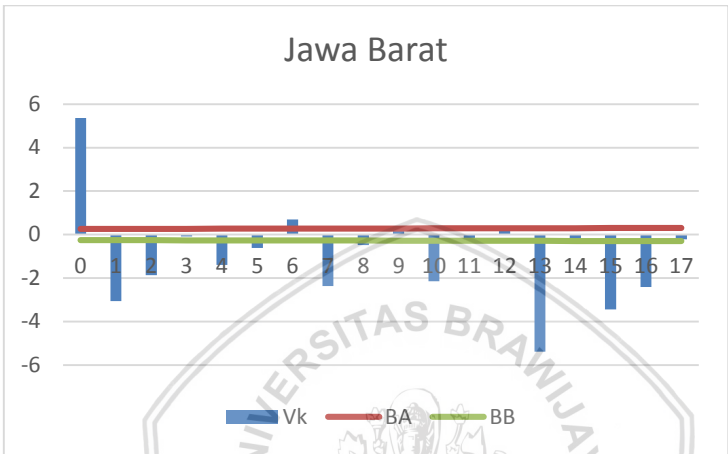
**Gambar 4.10.** Grafik Bobot Respon Impulse untuk Impor Jawa Timur ( $X_1$ ) dan Ekspor Jawa Timur ( $Z_1^*$ )

Berdasarkan Gambar 4.10 dapat diketahui bahwa orde  $b$  yang terbentuk adalah 0 karena  $lag$  pertama yang signifikan pada  $lag$  ke-0, orde  $r$  adalah 1 karena  $lag$  yang signifikan selanjutnya membentuk pola turun eksponensial, dan orde  $s$  adalah 13 karena karena  $lag$  signifikan tertinggi berada pada  $lag$  ke-13.



**Gambar 4.11.** Grafik Bobot Respon Impulse untuk Impor Jawa Tengah ( $X_2$ ) dan Ekspor Jawa Tengah ( $Z_2^*$ )

Berdasarkan Gambar 4.11 dapat diketahui bahwa orde  $b$  yang terbentuk adalah 0 karena terdapat  $lag$  yang signifikan mulai  $lag$  ke-0, orde  $r$  adalah 1 karena  $lag$  yang signifikan selanjutnya membentuk pola turun eksponensial, dan orde  $s$  adalah 13 karena karena  $lag$  signifikan tertinggi berada pada  $lag$  ke-13.



**Gambar 4.12.** Grafik Bobot Respon Impulse untuk Impor Jawa Barat ( $X_3$ ) dan Ekspor Jawa Barat ( $Z_3^*$ )

Berdasarkan Gambar 4.12 dapat diketahui bahwa orde  $b$  yang terbentuk adalah 0 karena terdapat  $lag$  yang signifikan mulai  $lag$  ke-0, Penentuan orde  $r$  adalah 1 karena  $lag$  yang signifikan selanjutnya membentuk pola turun eksponensial, dan orde  $s$  adalah 13 karena karena  $lag$  signifikan tertinggi berada pada  $lag$  ke-13.

Berikut ini disajikan model GSTARX yang terbentuk setelah dilakukan identifikasi bobot respon impulse pada ketiga provinsi pada Tabel 4.10.

**Tabel 4.10.** Model GSTARX

Provinsi	Model GSTARX
Jatim	$([5]_1) (0,1,13)$
Jateng	$([5]_1) (0,1,13)$
Jabar	$([5]_1) (0,1,13)$

Pada ketiga provinsi diatas menunjukkan bahwa  $lag$  tertinggi terjadi pada  $lag$  ke-13. Hal tersebut dapat disebabkan tidak teridentifikasinya orde  $MA(q)$  pada model GSTARX.

#### 4.6 Penentuan Bobot Lokasi Normalisasi Korelasi Silang

Bobot lokasi normalisasi korelasi silang diperoleh dengan menormalisasi korelasi silang antar lokasi pada *lag* yang sesuai, penentuan lag berdasarkan pada orde model GSTAR. Hasil identifikasi pada model GSTAR diperoleh orde  $p=[5]$ . Sehingga, bobot lokasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *lag* ke-5. Banyaknya bobot lokasi disesuaikan dengan banyaknya *lag* yang signifikan pada model.

Perhitungan bobot lokasi normalisasi korelasi silang secara rinci dapat dilihat pada Lampiran 9. Berikut ini bobot lokasi normalisasi korelasi silang dalam bentuk matriks:

$$W^{(1)} = \begin{bmatrix} 0 & 0.246 & 0.754 \\ 0.245 & 0 & 0.755 \\ 0.436 & 0.564 & 0 \end{bmatrix}$$

#### 4.7 Pendugaan Parameter Model GSTARX

Pendugaan parameter model GSTARX dengan menggunakan metode SUR disajikan pada Tabel 4.11 dan 4.12.

**Tabel 4.11.** Pendugaan Parameter Model GSTAR ([5]<sub>1</sub>)

Lokasi	Parameter	Koefisien	<i>p-value</i>	Kesimpulan
Jatim	$\phi_{50}$	0.965	0.035	signifikan
	$\phi_{51}$	0.937	0.036	signifikan
Jateng	$\phi_{50}$	0.934	0.000	signifikan
	$\phi_{51}$	0.959	0.000	signifikan
Jabar	$\phi_{50}$	0.961	0.000	signifikan
	$\phi_{51}$	0.936	0.000	signifikan

Pada Tabel 4.11 menunjukkan bahwa Model GSTAR ([5]<sub>1</sub>) pada Provinsi Jawa Timur, Jawa Tengah, dan Jawa Barat adalah signifikan.

**Tabel 4.12.** Pendugaan Parameter Bobot Respon Impulse

Lokasi	Parameter	Koefisien	<i>p-value</i>	Kesimpulan
Jatim	$\beta_{11}$	0.98	0.000	signifikan
Jateng	$\beta_{21}$	1.001	0.000	signifikan
Jabar	$\beta_{31}$	0.87	0.000	signifikan

Berdasarkan parameter signifikan pada Tabel 4.11 dan Tabel 4.12 dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX  $([5]_1)(0,0,13)$  dengan menggunakan bobot normalisasi korelasi silang sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} Z_{1(t)} \\ Z_{2(t)} \\ Z_{3(t)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.965 & 0 & 0 \\ 0 & 0.934 & 0 \\ 0 & 0 & 0.961 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-5)} \\ Z_{2(t-5)} \\ Z_{3(t-5)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.937 & 0 & 0 \\ 0 & 0.959 & 0 \\ 0 & 0 & 0.936 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0.246 & 0.754 \\ 0.245 & 0 & 0.755 \\ 0.436 & 0.564 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-5)} \\ Z_{2(t-5)} \\ Z_{3(t-5)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.98 & 0 & 0 \\ 0 & 1.001 & 0 \\ 0 & 0 & 0.87 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{1(t-13)} \\ X_{2(t-13)} \\ X_{3(t-13)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}$$

Persamaan dalam bentuk matriks dapat dijabarkan untuk masing-masing lokasi sebagai berikut:

- 1.) Model GSTARX  $([5]_1)(0,1,13)$  di Jawa Timur

$$Z_{[5](t)} = 0.965 Z_{1(t-5)} + 0.231 Z_{2(t-5)} + 0.706 Z_{3(t-5)} + 0.98 X_{1(t-13)} + e_{1(t)}$$

- 2.) Model GSTARX  $([5]_1)(0,1,13)$  di Jawa Tengah

$$Z_{[5](t)} = 0.934 Z_{2(t-5)} + 0.235 Z_{1(t-5)} + 0.724 Z_{3(t-5)} + 1.001 X_{2(t-13)} + e_{2(t)}$$

- 3.) Model GSTARX  $([5]_1)(0,1,13)$  di Jawa Barat

$$Z_{[5](t)} = 0.961 Z_{3(t-5)} + 0.408 Z_{1(t-5)} + 0.528 Z_{2(t-5)} + 0.87 X_{3(t-13)} + e_{3(t)}$$

Berdasarkan model yang terbentuk untuk ekspor di Jawa Timur menunjukkan bahwa ekspor di lokasi tersebut dipengaruhi oleh ekspor 5 bulan sebelumnya yaitu sebesar 0.965 juta US\$. Selain itu, ekspor di Jawa Timur juga dipengaruhi oleh ekspor di Jawa Tengah dan Jawa Barat 5 bulan sebelumnya masing-masing sebesar 0.231 juta US\$ dan 0.706 juta US\$. Ekspor di Jawa Barat juga dipengaruhi impor sebesar 0.98 juta US\$.

Ekspor di Jawa Tengah menunjukkan bahwa ekspor di lokasi tersebut dipengaruhi oleh ekspor 5 bulan sebelumnya yaitu sebesar 0.934 juta US\$. Selain itu, ekspor di Jawa Tengah juga dipengaruhi oleh ekspor di Jawa Timur dan Jawa Barat 5 bulan sebelumnya masing-masing sebesar 0.235 juta US\$ dan 0.724 juta US\$. Ekspor di Jawa Barat juga dipengaruhi impor sebesar 1.001 juta US\$.

Ekspor di Jawa Barat menunjukkan bahwa ekspor di lokasi tersebut dipengaruhi oleh ekspor 5 bulan sebelumnya yaitu sebesar 0.961 juta US\$. Selain itu, ekspor di Jawa Barat dipengaruhi oleh ekspor di Jawa Timur dan Jawa Tengah 5 bulan sebelumnya masing-masing sebesar 0.408 juta US\$ dan 0.528 juta US\$. Ekspor di Jawa Barat juga dipengaruhi impor sebesar 0.87 juta US\$.

#### 4.8 Pengujian Diagnostik Model GSTARX

Diagnostik model dilakukan untuk menguji apakah asumsi-asumsi pada model telah terpenuhi. Asumsi dasar yang harus dipenuhi adalah vektor sisaan bersifat *white noise* dan berdistribusi normal multivariat.

##### 4.8.1 Uji White Noise

Pengujian sisaan bersifat *white noise* dapat dilakukan dengan uji *Portmanteau*. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui apakah asumsi *white noise* terpenuhi. Berikut ini hipotesis uji *Portmanteau*:

$$H_0 : \Gamma(1) = \dots = \Gamma(15) = 0 \text{ (sisaan saling bebas) Vs}$$

$$H_1 : \Gamma(i) \neq 0 \text{ (sisaan tidak saling bebas)}$$

**Tabel 4.13.** Hasil Uji *Portmanteau*

Lag	Q statistik	<i>p-value</i>
1	51.288	0.000999
2	79.981	0.000999
3	98.25	0.000999
4	114.785	0.000999
5	130.53	0.000999
6	143.036	0.000999
7	153.689	0.000999
8	163.924	0.000999
9	173.405	0.000999

Lag	Q statistik	<i>p-value</i>
10	181.569	0.000999
11	189.623	0.000999
12	197.691	0.000999
13	209.272	0.000999
14	220.135	0.000999
15	231.072	0.000999

\*: signifikan pada  $\alpha = 0.05$

Berdasarkan Tabel 4.13 dapat diketahui bahwa semua *lag* memiliki *p-value* kurang dari  $\alpha = 0.05$ , sehingga dapat disimpulkan bahwa sisaan model GSTARX  $([5]_1)(0,1,13)$  dengan bobot lokasi normalisasi korelasi silang belum memenuhi asumsi sisaan *white noise*.

#### 4.8.2 Uji Normal Multivariat

Pengujian normalitas multivariat dapat dilakukan dengan uji *Jarque Bera*. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$H_0$  : Sisaan berdistribusi normal multivariat

Vs

$H_1$  : Sisaan tidak berdistribusi normal multivariat

**Tabel 4.14.** Hasil Uji *Jarque Bera*

Model	Jarque Bera	Nilai kritis
GSTARX $([5]_1)(0,1,13)$	519.554	19.675

Berdasarkan Tabel 4.14 dapat diketahui bahwa normalitas sisaan untuk GSTARX  $([5]_1)(0,1,13)$  memiliki nilai statistik uji lebih besar daripada nilai kritis, sehingga dapat disimpulkan bahwa sisaan model GSTARX  $([5]_1)(0,1,13)$  tidak berdistribusi normal multivariat.

#### 4.9 Peramalan Model GSTARX

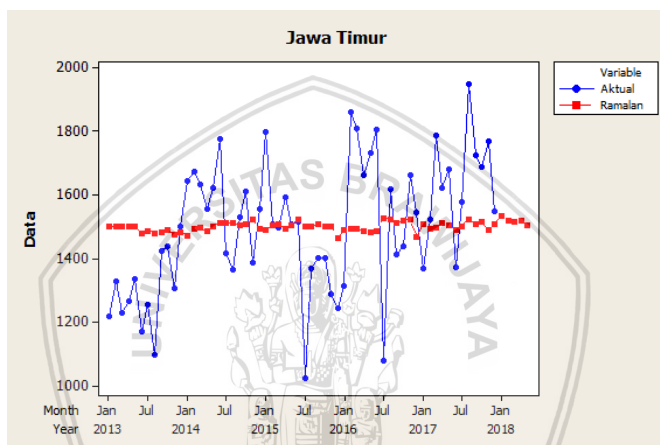
Peramalan model GSTARX  $([5]_1)(0,1,13)$  dengan bobot lokasi normalisasi korelasi silang dilakukan selama lima bulan kedepan. Kemudian, dilakukan transformasi balik karena data yang digunakan merupakan data hasil transformasi. Berikut disajikan bentuk transformasi balik untuk masing-masing lokasi pada Tabel 4.15.



**Tabel 4.15.** Bentuk Transformasi dan Transformasi Balik

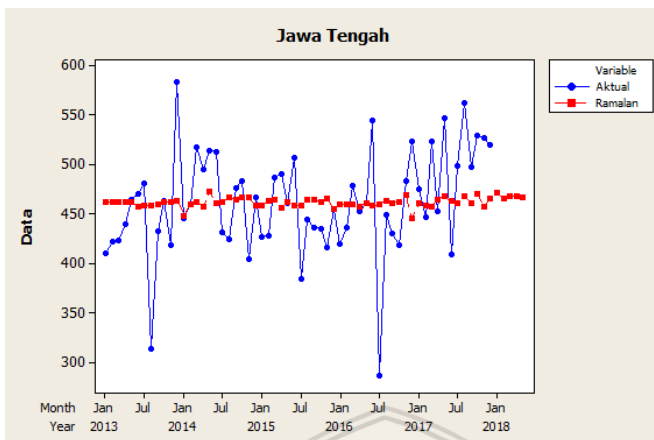
Lokasi	Bentuk Transformasi	Transformasi Balik
Jatim	$(Z_t)^{1.25}$	$Z_t=(Z_t^*)^{0.8}$
Jateng	$(Z_t)^2$	$Z_t=(Z_t^*)^{0.5}$
Jabar	$(Z_t)^{1.5}$	$Z_t=(Z_t^*)^{0.67}$

Berikut ini disajikan grafik perbandingan data aktual dan ramalan tiga provinsi di Pulau Jawa.



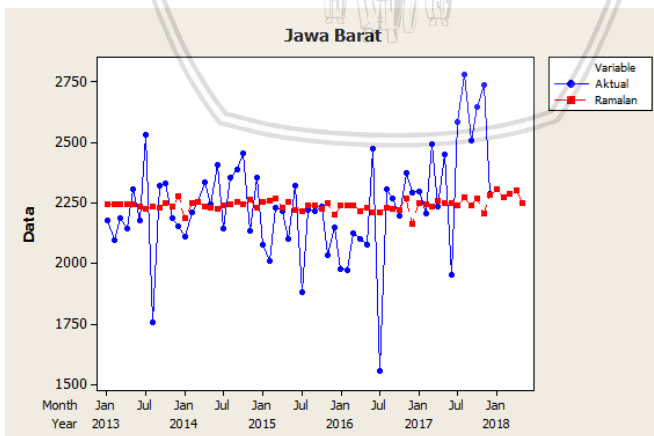
**Gambar 4.13.** Hasil Perbandingan Data Aktual dan Ramalan di Jawa Timur

Gambar 4.13 menunjukkan ekspor di Provinsi Jawa Timur, memiliki nilai ramalan yang cenderung konstan atau dapat dikatakan hasil ramalan tidak mengikuti pola data aktual. Hasil peramalan yang konstan dapat disebabkan karena tidak terdeteksinya pencilan pada model GSTARX. Pada Gambar 4.13 juga terlihat besarnya nilai keragaman pada data aktual, untuk mengatasi hal tersebut dapat menggunakan model Vektor ARCH yang digunakan sebagai saran pada penelitian selanjutnya.



**Gambar 4.14.** Hasil Perbandingan Data Aktual dan Ramalan di Jawa Tengah

Gambar 4.14 menunjukkan ekspor di Provinsi Jawa Tengah, memiliki nilai ramalan yang cenderung konstan atau dapat dikatakan hasil ramalan tidak mengikuti pola data aktual. Hasil peramalan yang konstan dapat disebabkan karena tidak terdeteksinya pencilon pada model GSTARX. Pada Gambar 4.14 juga terlihat besarnya nilai keragaman pada data aktual, untuk mengatasi hal tersebut dapat menggunakan model Vektor ARCH yang digunakan sebagai saran pada penelitian selanjutnya.



**Gambar 4.15.** Hasil Perbandingan Data Aktual dan Ramalan di Jawa Barat

Gambar 4.15 menunjukkan ekspor di Provinsi Jawa Barat, memiliki nilai ramalan yang cenderung konstan atau dapat dikatakan hasil ramalan tidak mengikuti pola data aktual. Hasil peramalan yang konstan dapat disebabkan karena tidak terdeteksinya pencilan pada model GSTARX. Pada Gambar 4.15 juga terlihat besarnya nilai keragaman pada data aktual, untuk mengatasi hal tersebut dapat menggunakan model Vektor ARCH yang digunakan sebagai saran pada penelitian selanjutnya.

Berikut ini disajikan tabel perbandingan data aktual dan ramalan untuk 5 bulan kedepan pada tiga provinsi di Pulau Jawa. Perbandingan hanya dapat dilakukan apabila data sudah tersedia.

**Tabel 4.16.** Perbandingan Data Aktual dan Ramalan 5 Bulan Kedepan

Lokasi	Bulan	Aktual	Ramalan
Jatim	Januari	1610.99	1534.74
	Februari	1645.12	1518.33
	Maret	1817.54	1515.61
	April	1639.22	1521.42
	Mei	1820.18	1505.32
Jateng	Januari	539.86	471.66
	Februari	509.11	465.61
	Maret	571.54	468.54
	April	561.83	468.26
	Mei	602.19	467.64
Jabar	Januari	2575.08	2305.71
	Februari	2370.83	2273.88
	Maret	2580.35	2290.24
	April	2502.91	2301
	Mei	2811.47	2248.13

Pada Tabel 4.17 dapat dilihat selisih antara data aktual dan ramalan cukup besar. Hal tersebut menunjukkan bahwa hasil peramalan kurang baik.

Selanjutnya, untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam peramalan dapat menggunakan MAPE.

**Tabel 4.17.** Nilai MAPE

Lokasi	GSTARX
Jatim	88.72%
Jateng	80.99%
Jabar	70.11%

Berdasarkan Gambar 4.13 menunjukkan bahwa hasil peramalan tidak mengikuti pola data aktualnya, begitu juga besarnya nilai MAPE pada ketiga lokasi menyatakan bahwa model GSTARX  $([5]_1)(0,1,13)$  kurang sesuai apabila diterapkan pada data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa. Hasil peramalan yang kurang sesuai disebabkan adanya indikasi model non-linier pada model GSTARX. Sehingga, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut menggunakan Vektor ARCH.



## BAB V PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian pemodelan GSTARX, dapat disimpulkan bahwa:

1. Model GSTARX yang sesuai untuk data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa dengan menggunakan pendugaan parameter SUR dan pembobot lokasi normalisasi korelasi silang adalah Model GSTARX  $([5_1])(0,1,13)$ .
2. Hasil peramalan data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa selama 5 bulan ke depan tidak mengikuti pola data aktualnya dan memiliki nilai MAPE yang besar. Dapat dikatakan hasil peramalan menggunakan model GSTARX kurang sesuai apabila diterapkan pada data ekspor tiga provinsi di Pulau Jawa. Hal ini disebabkan adanya indikasi model non-linier pada model GSTARX. Sehingga, menimbulkan efek tidak terpenuhinya asumsi *white noise* dan distribusi normal multivariat pada model GSTARX  $([5_1])(0,1,13)$ .

### 5.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan, diperoleh beberapa saran yaitu:

1. Perlu adanya penelitian lebih lanjut mengenai variabel impor pada model GSTARX. Variabel impor dapat diberikan pengaruh bobot lokasi seperti pada variabel ekspor dalam model GSTAR.
2. Tidak terpenuhinya asumsi *white noise* dan distribusi normal multivariat dapat dikaji lebih lanjut dengan mendeteksi adanya pencilan (*outlier*) pada model GSTARX.
3. Pada penelitian selanjutnya dapat dikaji lebih lanjut mengenai model Vektor ARCH.



[ Halaman ini sengaja dikosongkan ]

## DAFTAR PUSTAKA

- Amir, M.S. (1999), *Ekspor Impor (Teori dan Penerapannya)*, PT. Pustaka Binaman Pressindo, Jakarta.
- Ardianto, M. (2014), *Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) pada Tiga Periode Waktu (Studi Kasus Inflasi di Lima Kota Besar di Pulau Jawa)*, Skripsi, Universitas Brawijaya, Malang.
- Badan Pusat Statistik. (2017), [http://www. bps.go.id/](http://www.bps.go.id/) Diakses pada tanggal 12 Februari 2018.
- Borovkova, Lopuhaa, dan Ruchjana. (2002), *Generalized STAR Model with Experimental Weight*, Proceedings of the 17<sup>th</sup> International Workshop on Statistical Modelling, Chania.
- Cliff and Ord. (1975), *Model Building and the Analysis of Spatial Pattern in Human Geography*, Journal of the Royal Statistical Society, Series B 37:2 97-348.
- Cryer dan Chan. (2008), *Time Series Analysis with Application in R (2<sup>nd</sup> ed)*, Springer Science+Business Media, Inc, United State America.
- Faizah dan Setiawan. (2013), *Pemodelan Inflasi di Kota Semarang, Yogyakarta, dan Surakarta dengan Pendekatan GSTAR*. Jurnal Sains dan Seni Pomits. Vol. 2 No. 2:2337-3520.
- Iriany, A. dkk. (2013), *Prediction of Precipitation Data at Batu Town Using the GSTAR (1,p)-SUR Model*, Journal of Basic and Applied Scientific Research.
- Isprianti, D. (2004), *Pemodelan Statistika dengan Transformasi Box-Cox*, Jurnal Matematika dan Komputer, Universitas Diponegoro, Yogyakarta.

- Kasabarang, Setiawan, dan Susanto. (2012), *Uji Normalitas dengan Menggunakan Statistik Jarque-Bera*, Prosiding dari Seminar Nasional Pendidikan Matematika Ahmad Dahlan, Yogyakarta.
- Makridakis, Wheelwright, dan McGee. (1999), *Metode dan Aplikasi Peramalan*, Edisi Kedua Jilid Satu, Alih Bahasa: Untung Sus A. dan Abdul Basith, Erlangga, Jakarta.
- Mohsen, Adel S. (2015), *Effect of Exports and Invesment on The Economic Growth in Syria*, International Journal of Management, accounting, and economics. Vol 2, No. 6.
- Pfeifer dan Deutsch. (1980), *A Three stage iterative procedure for space time modelling*, technometrics, Vol.22 (1), pp. 35-47.
- Prasetya, S.A. (2017), *Model GSTAR dengan Variabel Eksogen Metrik dan Non Metrik untuk Peramalan Inflasi di Kalimantan*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Rachmawansah, K. (2017), *Pemodelan GSTARX-SUR dengan Pembobot Normalisasi Korelasi Silang (NKS) dan Normalisasi Cross Covariance (NCC) pada Jumlah Penumpang Pelayaran*, Tesis, Universitas Brawijaya, Malang.
- Ruchjana, B.N. (2002), *Pemodelan kurva produksi produksi minyak bumi menggunakan model Generalisasi STAR*, Forum Statistika dan Komputasi, IPB Bogor.
- Suhartono dan Atok. (2006), *Pemilihan Bobot Lokasi yang Optimal pada Model GSTAR*. Presented at National Mathematics Conference XIII, Semarang, Universitas Negeri Semarang.
- Suhartono dan Subanar. (2006), *The Optimal Determination of Space Weight in GSTAR Model by Using Cross-correlation Inference Journal of Quantitative Method*, Journal Devoted the Mathematical and Statistical Application in Various Field.



- Suhartono, dkk. (2015), *GSTARX-GLS model for spatio temporal data forecasting*, Proceedings of Malaysian Journal of Mathematical Science, Malaysia.
- Sukirno, Sadono. (2010), *Teori Pengantar Makroekonomi*, Edisi Ketiga, PT. Raja Grasindo Perseda, Jakarta.
- Tsay, R.S. (2014), *Multivariate Time Series Analysis*. A John Wiley & Sons Publication, Chicago.
- Walpole, Ronald E. (1995), *Pengantar Statistika*, Edisi Ketiga, PT.Gramedia Pustaka Utama, Jakarta.
- Wei, W. W. S. (2006), *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*, Second edition, Pearson Education, Inc., United States of America.
- Wutsqa, D.U. dan Suhartono. (2010), *Seasonal Multivariate Time Series Forecasting on Tourism Data by Using Var-Gstar Model*, Jurnal ILMU DASAR Vol. 11 no 1. pp. 101-109.
- Zellner, A. (1962), *An Efficient Methods of Estimation SUR and Test for Aggregation Bias*, Journal of American Statistical Association, 57: 348-368.



[ Halaman ini sengaja dikosongkan ]